



LOUVAIN
School of Management

UNIVERSITE CATHOLIQUE DE LOUVAIN
LOUVAIN SCHOOL OF MANAGEMENT

Mesure de la connectivité et de l'évolution de celle-ci au sein du secteur financier et non-financier à l'aide du test de Granger et de la théorie des réseaux.

Promoteur : **Prof. Sophie Béreau**

Mémoire-recherche présenté par
Simon-Pierre Verschueren

en vue de l'obtention du titre de
Master 120 crédits en sciences de gestion

ANNEE ACADEMIQUE 2015-2016

Les propos tenus dans ce document n'engagent que l'auteur

Remerciements

Je souhaite adresser mes remerciements aux nombreuses personnes qui ont contribué à la réalisation de ce mémoire et tout particulièrement:

Mes parents et mes grands-parents ainsi que Charlotte Demortier qui ont toujours cru en moi et qui m'ont apporté la sérénité et l'équilibre nécessaire tout au long de cette année.

Ma promotrice, professeur Sophie Béreau, pour son aide ainsi que ses conseils avisés tout au long de ce mémoire mais aussi pour m'avoir fait découvrir et aimer le monde de la finance grâce notamment à ses cours *Portfolio Theory* et *Advanced Finance* que j'ai suivi avec énormément d'intérêt.

Ma famille ainsi que mes amis qui m'ont toujours soutenu tout au long de mon cursus universitaire ainsi que lors de la rédaction de ce mémoire.

Table des matières

Introduction	1
Première partie: Revue de la littérature	5
1. Introduction.....	5
2. Etude du Risque Systémique et le phénomène de Contagion	6
<i>a. Le Risque Systémique :</i>	<i>6</i>
<i>b. Le phénomène de Contagion :</i>	<i>13</i>
3. La théorie des réseaux	18
<i>a. Les origines de la théorie des réseaux :</i>	<i>18</i>
<i>b. La théorie des réseaux au sein de la finance :</i>	<i>18</i>
Deuxième Partie: Analyse Empirique.....	25
1. Explication de la démarche de cette analyse	25
2. Données utilisées pour cette étude	26
<i>a. Le choix et les caractéristiques des entreprises choisies :</i>	<i>27</i>
3. Présentation théorique des modèles et méthodes utilisées.....	31
<i>a. Le Capital Asset Pricing Model (CAPM)</i>	<i>31</i>
<i>b. Le Test de causalité selon Granger.....</i>	<i>32</i>
<i>c. Analyse des réseaux au sein de R studio :</i>	<i>34</i>
4. Analyse empirique des réseaux construits.....	38
<i>a. Comparaison des deux sphères sectorielles :</i>	<i>38</i>
• Analyse d'un point de vue statique (2004-2015) :	38
• Analyse d'un point de vue dynamique :	53
➤ 2004-2006 :	54
➤ 2007-2009 :	59
➤ 2010-2012 :	66
➤ 2013-2015 :	70
<i>b. Résumé et interprétation de l'analyse comparative :</i>	<i>74</i>
<i>c. Evolution du système global (financier et non-financier) d'un point de vue dynamique : ...</i>	<i>78</i>
• Analyse graphique du réseau au cours du temps :	79
<i>d. Analyse des liens intra et intersectorielles et interprétation :</i>	<i>85</i>
Troisième Partie : Pistes pour aller plus loin dans l'analyse.....	89

Conclusion.....	91
Bibliographie	95
Annexes	101
1. Annexes relatives à l'analyse empirique comparative :	101
1.1. <i>Distributions des degrés globaux, sortants et entrants :</i>	101
1.1.1. 2004-2015 ; analyse statique.....	101
1.1.2. 2004-2006 ; analyse dynamique.....	103
1.1.3. 2007-2009 ; analyse dynamique.....	104
1.1.4. 2010-2012 ; analyse dynamique.....	105
1.1.5. 2013-2015 ; analyse dynamique.....	106
1.2. <i>Performances des institutions de la sphère financière et non-financière :</i>	107
1.3. <i>Tableaux récapitulatifs des différents niveaux de degrés :.....</i>	108
1.4. Tableaux récapitulatifs de la centralité des nœuds propre à chaque secteur :.....	110
2. Annexes relatives à l'analyse empirique globale :.....	112
2.1. Tableau récapitulatif des différents niveaux de degrés :.....	112
2.2. Tableau récapitulatif de la centralité des nœuds :	113
3. Code rentré au sein du programme <i>R studio</i> concernant la période 2007-2009 relatif à l'analyse du réseau global :	114

Introduction

Au cours des 30 dernières années, les marchés financiers internationaux ont connu plusieurs épisodes de forte volatilité. Ceci a eu pour conséquence des chutes assez impressionnantes des cours des différentes places boursières. A titre d'exemple, nous pourrions citer le « *black Monday* » ayant eu lieu le 19 octobre 1987 où le Dow Jones dévissa de plus de 22% en une journée, la bulle internet des premières années suivants l'année 2000 (le CAC40 a chuté de +/- 65% en deux ans et demi), la crise des *subprimes* qui a donné lieu à l'une, si pas à la plus grande crise financière que nous ayons connue en 2007-2009, ou encore le krach boursier de juillet et août 2011 lié à la crise qu'a connue la Grèce.

Comme mentionné précédemment, tous ces épisodes ont eu pour effet d'accroître la volatilité des marchés financiers. Dès lors, sachant que notre société, de façon générale, tend vers un ensemble toujours plus connecté et intégré, arriverons-nous encore à faire face à ce genre de chocs financier sans qu'une partie de notre système économique soit touché ? Effectivement, il est important de souligner le fait que depuis plusieurs années, nos systèmes financiers et économiques se sont caractérisés par un phénomène d'intégration important avec cependant une intégration financière plus rapide que celle par les échanges internationaux (de Sola Perea M. & Van Nieuwenhuyze Ch., 2014). Ceci étant notamment dû à la libéralisation des mouvements de capitaux ainsi qu'à la déréglementation et à l'innovation financière. Cette intégration financière couplée avec des banques d'affaires et d'investissements trop grandes pour faire faillite (« *too big to fail* »), non seulement dû à leurs activités de négoce qui n'ont cessé de croître en volume mais aussi dû à leur emprise grandissante sur les octrois de crédits à l'ensemble de l'économie (ménages et entreprises), mènent à une situation qui pose question quant à la sûreté de notre économie et de notre système financier. Ainsi, ce système devenant de plus en plus connecté et intégré, cela a bien évidemment eu des répercussions positives et négatives vis-à-vis des marchés financiers et de notre société en générale.

Pour ce qui est des aspects positifs de cette connectivité de plus en plus répandue, on notera une plus grande rapidité en terme de commerce international dû au fait d'une plus

grande liberté en terme de circulation de capitaux mais aussi un partage des risques en terme d'investissement, et un partage des possibles pertes d'un agent au sein d'un réseau connecté avec ces autres compères. Par contre, ce genre de système fortement connecté a aussi son penchant négatif. En effet, lors des différents événements énumérés précédemment, certains d'entre eux ont présenté les effets néfastes de cette emprise toujours plus grande des institutions financières vis-à-vis de l'économie et des marchés. Ainsi, les crises de 2007-2009 et de 2011 ont mis en avant le fait que lorsque les institutions financières étaient touchées par un quelconque choc, ceci avait pour conséquence que ce dernier avait la faculté de se propager au sein du système bancaire dans son ensemble dû notamment aux liens entre celles-ci, révélant le procédé d'expositions croisées entre ces institutions (« l'effet domino »). Mais à cela, il faut rajouter le fait que ces crises ont réussi à toucher la sphère réelle de notre économie dû au fait qu'en amont, les canaux de crédits des banques ainsi que leur capacité à subvenir aux besoins de liquidité des entreprises et des agents privés se sont retrouvés asséchés comme l'ont explicité Acharya, Pedersen, Philippon et Richardson en 2010 dans leur étude intitulée « *Measuring Systemic Risk* ». On parle dès lors du risque de propagation d'un choc systémique.

Au travers de ce travail, l'un des premiers objectifs sera de définir le risque systémique et les différentes nouvelles mesures, post crise financière de 2007-2009, qui ont été mises en place afin de quantifier la survenance d'un tel choc. Effectivement, l'étude du risque systémique avait déjà fait l'objet de différents travaux avant la crise de 2007-2009, tels que ceux de De Bandt et Hartmann ou encore d'Acharya et Yorulmazer que j'analyserai aussi au sein de la première partie de ce mémoire.

Parmi toutes ces nouvelles mesures relatives à l'analyse du risque systémique, j'ai décidé, dans le cadre de cette étude, de réaliser mes recherches empiriques au travers du spectre de l'une d'entre elles : la théorie des réseaux financiers. En effet, cet outil, qui au fur de ces dernières années s'est nettement généralisé au sein du monde de la finance, a pour avantage qu'il permet de déterminer de manière globale un réseau d'entreprises dans le but de pouvoir ensuite en soutirer des analyses quantitatives et qualitatives captivantes quant à l'estimation du risque systémique qui lui serait sous-jacent. Si la majeure partie des derniers

travaux¹ relatifs à l'étude des réseaux financiers fût axée sur les institutions financières seulement, j'ai de mon côté décidé d'axer cette étude non seulement sur le continent européen mais aussi de l'élargir à des sociétés provenant de la sphère non-financière. Dès lors, il y sera question de la connectivité des grandes institutions financières européennes mais aussi de celle des grandes entreprises présentes au sein de l'industrie non-financière. Cela nous permettra de pouvoir non seulement observer de manière statique et dynamique l'évolution de la connectivité de ces deux sphères mais aussi d'analyser comment la propagation des crises survenues en 2007-2009 et 2011 s'est faite au travers de ces deux sphères.

Concernant le plan relatif à ce mémoire, celui-ci se présente en trois parties :

Tout d'abord, j'entamerai une revue assez approfondie quant aux différents travaux déjà parus au sein de la littérature scientifique par rapport à l'étude du risque systémique et ses moyens de propagation au sein de notre système financier et économique. Il y sera aussi question des différentes nouvelles mesures permettant d'anticiper ce risque qui sont apparues depuis la crise de 2007-2008, avec une section plus amplement dédiée à l'une d'entre elles, qui est celle de la théorie des réseaux financiers.

A la suite de cela, la seconde partie de ce travail sera dédiée à l'analyse empirique. Elle débutera par une explication quant à ma méthodologie de travail et des différents outils économétriques que j'ai utilisés, à savoir le *Capital Asset Pricing Model* et le *Test de causalité selon Granger* afin de pouvoir créer les réseaux qui seront les acteurs clés de cette analyse empirique. Une explication sera aussi donnée quant aux différentes données que j'ai extraites de *Bloomberg*, à savoir les rendements boursiers mensuels entre janvier 2004 et décembre 2015 de chacune des entreprises choisies et qui m'ont permis de mener à bien mon analyse. Il est important de signaler qu'au sein de cette partie se démarqueront deux grandes sections. La première mènera une analyse comparative statique et dynamique des réseaux propres à

¹ Billio, Getmansky, Lo & Pelizzon (2012) ont axé leur étude sur 4 secteurs différents issus du secteur financier américain. Diebold & Yilmaz (2014) ont axé leur étude sur les institutions financières majeures des Etats-Unis. Demirer, Diebold & Yilmaz (2014) ont quant à eux analysé la connectivité des 150 plus grandes banques négociées sur les marchés. Enfin, Billio, Getmansky, Gray, Lo, Merton & Pelizzon (2013) ont pour leur part étudié la connectivité des banques majeures issues de l'Europe, des Etats-Unis et du Japon. Tous ces travaux montrent dès lors l'importance de l'étude des réseaux au sein de la sphère financière.

chaque sphère sectorielle. De son côté, la seconde analysera de façon dynamique le réseau prenant en compte les deux sphères sectorielles. A la fin de chacune de ces deux sections, des interprétations seront dressées en fonction des observations issues des différentes mesures graphiques et quantitatives des différents réseaux.

Enfin, la troisième et dernière partie sera l'occasion de mettre en lumière les différentes pistes pouvant être de possibles sources quant à la poursuite de cette étude lors de prochains et futurs travaux.

Première partie: Revue de la littérature

1. Introduction

Concernant les recherches relatives à l'élaboration de ce mémoire, celles-ci se sont tout d'abord axées sur la compréhension approfondie du risque systémique présent au sein des marchés financiers. En effet, ce risque est un des facteurs qui a suscité et suscite encore toujours énormément d'intérêt de la part des chercheurs depuis la crise financière de 2007-2009. De plus, au cours de mes recherches sur le risque systémique, j'ai pu aussi remarquer que la majeure partie des travaux liés à ce sujet traitaient du phénomène de la contagion. Ainsi, j'ai donc approfondi ma littérature concernant le risque systémique en couplant celle-ci avec littérature existante sur le phénomène de la contagion.

A la suite de cela, je me suis penché sur les différents travaux relatifs à la théorie des réseaux dans le monde de la finance. En effet, si une bonne compréhension du risque systémique est déjà un premier grand pas dans l'analyse de celui-ci, il est cependant utile d'avoir un modèle permettant de mesurer et d'analyser ce risque systémique et la contagion qui lui est sous-jacente. La théorie des réseaux s'avère être un modèle de choix pour cela. Cette section consacrée aux différents travaux réalisés sur des réseaux financiers, se décompose en deux parties au sein de ce mémoire.

Premièrement, une partie assez brève consacrée à la provenance et l'explication de la théorie des graphes, qui est à l'origine de la création des réseaux.

Ensuite, une seconde partie qui est quant à elle consacrée à la revue des différentes études qui ont été entreprises sur les réseaux au sein du monde de la finance.

2. Etude du Risque Systémique et le phénomène de Contagion

a. Le Risque Systémique :

Si mon attention s'est portée sur l'étude et l'analyse du risque systémique, c'est tout d'abord parce que celui-ci fût un acteur majeur lors de la crise des *subprimes*. Effectivement, l'ampleur et les conséquences relatives à cette crise a replacé l'étude de ce risque au coeur des travaux internationaux afin de tenter de mieux comprendre et réguler le monde financier. Mais avant de poursuivre, il est cependant important de souligner qu'une définition précise du risque systémique n'est à ce stade pas encore bien établie et reconnue au sein de la littérature financière. En conséquence, un large panel de perspectives et de visions différentes peuvent être mesurées et présentées, ce que je ferai au sein de cette première section.

Cependant, dans le cadre de ce mémoire, la définition apportée par Mr. Jean-François Lepetit dans son rapport intitulé *“Rapport sur le risque systémique”* paru en avril 2010, me semble être une première piste intéressante. Pour lui, la définition du risque systémique suppose tout d'abord de définir la crise systémique comme étant, et je cite: *“ Une rupture dans le fonctionnement des services financiers (i) causée par la dégradation de tout ou partie du système financier et (ii) ayant un impact négatif généralisé sur l'économie réelle. Le risque systémique est donc le risque de matérialisation de cette rupture dans le fonctionnement des services financiers susceptible d'affecter l'ensemble du secteur ainsi que l'économie réelle ”.*

D'après les travaux d'Acharya et Yorulmazer (2002), de Nier (2007) et de De Bandt et Hartmann (2000), le risque systémique pourrait se démontrer au travers de contagions pures², d'effets de rétroaction provenant d'une vente à perte ou “fire sale” en anglais³, de comportements grégaires causant une contagion informationnelle au sein des marchés, ou encore par l'exposition à des facteurs communs.

² Pour beaucoup d'analystes, lorsque l'on fait face à deux économies situées dans des zones géographiques bien distinctes et ayant peu voire aucun lien direct en terme de commerce international, nous serions alors bien en présence d'un phénomène de contagion ou plus précisément, d'une contagion « pure », si un choc systémique se propagerait de l'une à l'autre (Claessens & Forbes, 2004)

³ Un “fire sale” ou une vente de détresse d'un actif est une vente forcée qui peut-être dûe à de multiples facteurs. Un fond pourrait être amené à revendre ses actifs de manière rapide et forcé dû à un besoin urgent de capital (Coval & Stafford, 2007)

Kaufman et Scott (2000) ont de leurs côtés voulu mettre en avant trois concepts majeurs revenant fréquemment dans l'étude de ce risque. Tout d'abord celui se référant à un choc majeur ou d'une ampleur macro-économique qui a pour conséquence d'importants effets indésirables sur l'entière du système et cela, de manière presque simultanée. Ensuite, le second concept se réfère plus au niveau micro-économique. Dans ce cas-ci, le risque est celui qu'il y ait une réaction en chaîne de pertes successives au sein de différentes entreprises dû à un choc. Enfin, le dernier concept fortement rencontré dans l'étude du risque systémique est celui sur la transmission d'un choc systémique et des répercussions potentielles que celui-ci peut avoir sur l'ensemble du système bancaire, notamment dû soit à des liens financiers directs comme des prêts interbancaires (ou plus généralement, des prêts inter-firmes financières) ou des produits dérivés, soit à des liens financiers indirects comme une exposition majeure d'un portefeuille d'une firme, étant significativement identique à celle du portefeuille d'une ou plusieurs firmes ayant déclenchées une crise systémique. Ce dernier concept est celui de la contagion. Nous y reviendrons plus en détail un peu plus tard au sein de la prochaine section.

Attardons-nous peut-être un instant sur le travail de De Bandt et Hartmann (2000) réalisé sous la tutelle de la banque centrale Européenne. Au sein de cette étude, les auteurs affirment de leur point de vue, que même si les différents travaux théoriques, empiriques et politiques déjà parus s'accordent à dire que le risque systémique est bel et bien le concept fondamental soulignant l'instabilité financière, aucun de ceux-ci n'est arrivés à présenter une définition claire du concept du risque systémique et des liens présents entre les différentes facettes de celui-ci.

De Bandt et Hartmann ont eu pour objectif d'entreprendre cette étude du risque systémique au sein du secteur financier afin d'apporter plus de clarté quant à la compréhension des différentes crises financières et de leur rapide propagation. S'ils ont choisi d'axer leur étude au secteur financier, c'est parce que selon eux, il est celui qui a la plus grande influence sur le système économique actuel. De plus, leur travail quant à la définition de ce risque avait aussi comme objectif de faciliter la mise en place de régulations adaptées face à ce genre de risque et d'avoir une supervision plus efficiente en terme de « *risk management* » au travers du secteur financier.

Les auteurs voient le risque systémique comme étant un concept qui va au-delà du point de vue traditionnel des banques qui font défauts de paiement à leurs dépositaires respectifs. Pour De Bandt et Hartmann, la notion de propagation ou de contagion, c'est selon, est le concept clé propre à ce type de risque. Cette notion de contagion peut être perçue comme la propagation d'échecs d'une entreprise, d'un marché ou encore d'un système (par exemple bancaire ou capitaliste) à une ou un autre.

Afin de présenter une définition assez précise du risque systémique, les deux auteurs ont voulu illustrer celle-ci par le biais d'un tableau récapitulatif qui, de mon point de vue, me semble fort pertinent.

Tout d'abord, il est important de distinguer 2 types d'événements systémiques : d'une part, il y a ce que De Bandt et Hartmann appellent les événements systémiques dans le sens *restreint* du terme. Ceux-ci peuvent être considérés comme la diffusion de « mauvaises nouvelles », de faillites ou de crash d'une institution vers une ou d'autres institutions de manière séquentielle et ayant des conséquences considérables sur celles-ci. Dans ce cas-ci, le point essentiel est l'effet de propagation (l'effet domino) d'une institution vers une autre ou d'un marché vers un autre dû à un choc plutôt limité (idiosyncratic).

D'autre part, il y a les événements systémiques dans le sens *large* du terme. Ceux-ci n'incluent pas seulement les événements cités précédemment, mais prennent aussi en considération les effets néfastes qu'une « mauvaise nouvelles » ou faillite provenant d'une institution ou d'un marché peut avoir sur une base numérique plus large d'autres institutions ou marchés. En conséquence, les retombées de ce genre d'événement systémique sont nettement plus globales et importantes sur le système pris dans sa globalité. Les auteurs parlent donc ici de chocs systémiques. Cette distinction est importante, car lorsque l'on tente d'analyser une crise, la source de celle-ci revêt une certaine importance. En effet, les retombées d'une crise financière provenant de chocs idiosyncratiques et amenant un effet de contagion seront différents de celles provenant de chocs plus globaux et systémiques causant une déstabilisation plus importante sur l'ensemble du système.

Il est ensuite important de distinguer les retombées de ces deux types de chocs initiaux. Soit, les conséquences séquentielles de ces chocs ont comme impact la faillite et le crash d'une ou d'autres institutions alors même que celles-ci se voulaient être complètement solvables et en bonne situation économique. Ces chocs seront dès lors vus comme *forts*. Soit, les effets externes à ce genre de chocs n'ont pas d'impacts conséquents sur d'autres institutions et sont alors considérés comme *faibles*. Il est important de souligner qu'il y aura contagion lorsque les retombées de ces types de chocs sont *forts* et non l'inverse.

Sur base de cette définition des événements systémiques, De Bandt et Hartmann affirment alors qu'une crise systémique peut être définie comme un événement systémique *fort* qui affecte un nombre considérable d'institutions ou marchés et par conséquent, affecte le bon fonctionnement général du système.

Dès lors, pour De Bandt et Hartmann, le risque systémique peut se définir comme étant le risque de faire face à des événements systémiques dans le sens *fort* du terme. En effet, puisque souvent le risque systémique est lié à ce qu'il se passe dans le second temps d'un événement impliquant la diffusion ou la réalisation d'une faillite d'une institution ou d'un marché financier (événements systémiques singuliers dans la table 1) et au risque d'avoir une crise systémique touchant la plupart si pas la totalité du système financier (événements systémiques globaux dans la table 1).

La Banque des règlements internationaux a quant à elle élaboré une définition plus précise du risque systémique. En effet, comme le mentionne Chakroun (2004) qui reprend la définition de la BRI, le risque systémique apparaît lorsqu'un participant au marché est dans l'incapacité de remplir ses obligations financières et contractuelles et qu'en conséquence, cela a un impact sur la solvabilité des autres participants présents sur le marché. En effet, étant donné qu'il existe des liens entre les différents participants, cela peut engendrer des pertes inattendues chez certains d'entre eux qui ont des placements chez ceux qui font défaut.

Table 1: Illustration des différents événements systémiques

Types de choc initial	Evènements systémiques singuliers		Evènements systémiques globaux	
	Faibles	Forts	Faibles	Forts
Choc restreint qui se propage par :	✓ ✓ contagion		✓ ✓ contagion amenant une crise systémique	
• Choc idiosyncratic				
• Choc limité et systématique				
Choc global et systématique			✓	✓ crise systémique

Source: De Bandt et Hartmann.

Note: lorsque la case est cochée, cela signifie que la combinaison des événements définie par la cellule respective est un événement systémique. Les cellules en bleue démontrent les événements systémiques dans le sens restreint du terme. Enfin, les cases cochées incluent aussi les événements systémiques dans le sens large du terme.

A ce stade-ci, nous avons donc tenté de définir ce qu'était le risque systémique par le billet des différents travaux cités et analysés précédemment. Cependant, depuis la crise financière de 2007-2009, d'autres recherches se sont intéressées à ce risque systémique mais cette fois-ci en tentant non plus de le définir, mais de le mesurer et voir s'il était possible de prédire l'occurrence d'un tel événement systémique à temps.

a. *Les différentes mesures du Risque Systémique :*

Acharya, Pedersen, Philippon et Richardson (2010), ont pour leur part mis sur pied un modèle mesurant le risque systémique. Le modèle qu'ils proposent est le SES (*Systemic Expected Shortfall*). Celui-ci permet de mesurer la contribution qu'une institution financière a sur le risque systémique. En effet, ce modèle a pour caractéristique qu'il a tendance à augmenter lorsque les institutions étudiées augmentent leur niveau d'endettement (*leverage*), mais aussi lorsque la perte attendue de celle-ci augmente relativement à l'extrémité de la distribution statistique de la perte du système dans sa globalité (*Marginal Expected Shortfall*). Et c'est bien là tout l'intérêt de ce modèle. Acharya, Pedersen, Philippon et Richardson considèrent que les différents rapports de Bâle (Bâle I, Bâle II) concernant la régulation du monde financier sont bien établis et efficaces lorsqu'il s'agit d'analyser et de mesurer le risque propre à une institution financière vis-à-vis de son abilité à supporter un possible stress financier. Mais pour eux, ces différents rapports de Bâle ne prennent pas assez en compte la possibilité que le système dans sa globalité puisse être vulnérable et fragile à un possible choc systémique ou du moins macro-économique. C'est donc pour cela que les auteurs de ce modèle ont voulu réconcilier tant le niveau du risque propre à une institution financière et celui présent au sein du système dans son entièreté.

Dans le même ordre d'idée, Adrian et Brunnermeier (2009) se sont eux aussi penchés sur un nouveau modèle permettant de mesurer le risque systémique. Ce modèle est la ΔCoVaR qui peut être défini comme la différence entre la « *conditional value at risk* » (CoVaR) d'une institution lorsque celle-ci connaît des troubles financiers et la CoVaR de cette même institution en temps normale. En fait, cette mesure capture non seulement la dépendance des extrémités propre à la distribution des pertes attendues d'une société à une autre, mais aussi les externalités négatives pouvant surgir du marché en temps de crise. De plus, cette nouvelle mesure est directionnelle, car elle permet de savoir « *quelle est la société contribuant le plus au risque systémique ?* ». Comme vous l'aurez aussi sans doute remarqué, ce modèle incorpore les initiales de la bien connue mesure « *Value at Risk* » (VaR). Adrian et Brunnermeier se sont en effet bel et bien basés sur cette mesure mais en tentant d'aller plus loin. Pourquoi ? Pour les auteurs de cette étude, la VaR est une mesure qui, à nouveau, se focalise fort sur le risque d'une institution prise isolément. En effet, la $q\text{-VaR}_i$ n'est autre que

la perte maximale de la société i en prenant un intervalle de confiance de $q\%$. Cependant, pour Adrian et Brunnermeier, cette mesure omet de prendre en compte le fait que certaines institutions présentes sur le marché peuvent avoir une contribution élevée au risque systémique. On pourrait dire que celles-ci sont individuellement systémiques dû au fait qu'elles sont énormes et fortement connectées au reste du marché. De plus, les auteurs soulignent aussi le fait que le risque systémique a une dimension temporelle importante et que celle-ci est souvent négligée par les mesures de risque actuelles.

En 2012, Acharya, Engle et Richardson ont entrepris l'étude d'une nouvelle mesure du risque systémique : le *SRISK*. Pour cela, ils se sont appuyés sur le modèle qu'Acharya et al. (2010) avait déjà élaboré pour mesurer le risque systémique d'une société. Ce modèle plutôt simple était le suivant :

Risque Systémique réel d'une société

$$\begin{aligned}
 &= \text{Coûts sociaux réels d'une crise par dollar de manque en capitaux} \\
 &\times \text{Probabilité d'une crise} \\
 &\times \text{Déficit en capital attendu d'une société en temps de crise}
 \end{aligned}$$

Leur étude se concentra sur le dernier terme de cette équation. En effet, un déficit attendu en capital d'une institution est une mesure englobant des informations clés quant à l'analyse du risque systémique. Celle-ci prend en compte non seulement la taille de l'entreprise et son niveau d'endettement mais aussi son niveau d'inter-connectivité au sein du système. Ces différents paramètres ont très souvent tendance à augmenter le déficit en capital qu'une entreprise peut connaître lors d'une crise systémique. De plus, le déficit en capital attendu d'une société donne aussi comme information la présence de mouvements communs des différents actifs détenus par les sociétés qui sont interconnectées. La mesure *SRISK* peut donc être vue et définie comme le niveau de capital financier qu'une entreprise est attendue d'avoir pour pouvoir faire face à une possible crise systémique (comme celle de 2007-2009). Celle-ci peut être formulée mathématiquement et de manière assez simpliste comme ceci :

$$SRISK_{i,t} = E_{t-1}(Capital\ Shortfall_i/Crisis)$$

Dans une interview accordée au *CFA institute*, le professeur Engle – prix Nobel de l'économie en 2003 – expliquera que la mesure *SRISK*, prenant en compte des prévisions de volatilité issues de modèles GARCH, a comme particularité qu'elle permet d'évaluer en avance le risque systémique, ce qui n'était pas le cas avec le modèle traditionnel *VaR*. En effet, lors d'une étude menée par Engle lui-même et Brownlee, ils ont réussi à mettre en évidence un an avant la crise de 2007-2009 et grâce à la mesure *SRISK*, un classement où les 8 premières banques des 10 étudiées se sont révélées être les plus risquées lors de la survenue de cette crise.

Enfin, Hartmann (2015) mettra aussi en avant le fait que le risque systémique prend aussi ses racines dans le secteur immobilier dû à son importance à travers l'économie, mais aussi dû au fait qu'il est un des secteurs où le financement par la dette est le plus important, tant au niveau de la construction que de l'achat d'un bien immobilier. De plus, c'est également un secteur où l'ajustement de la demande et de l'offre se fait de manière assez lente comparée à d'autres secteurs. Son étude aura pour but d'attirer l'attention quant aux politiques macro-économiques et prudentielles relatives à ce secteur.

b. Le phénomène de Contagion :

Comme mentionné dans l'introduction, l'étude du risque systémique est précédée de l'étude du phénomène de contagion. Dès lors, il serait intéressant d'aller plus loin dans la compréhension du concept de contagion qui semble être à la base des crises systémiques et du risque associé à celles-ci. Pour cela, je m'appuie sur l'étude de Claessens et Forbes (2004) intitulée : « *International Financial Contagion : the theory, evidence and policy implications* ».

Tout d'abord, il serait intéressant de se poser les questions suivantes : si demain le BEL20 accusait une baisse significative de 7% et que cela avait un impact significatif sur le marché des actions italien, serions-nous en présence du concept de contagion ? Qu'en est-il si le Yen japonais voyait sa valeur chuter fortement et qu'en même temps le Franc suisse en ferait de même ? Pour beaucoup d'analystes, lorsque l'on fait face à deux économies situées dans des zones géographiques bien distinctes et ayant peu voire aucun lien direct en terme de commerce international, nous serions alors bien en présence d'un phénomène de contagion ou plus précisément, d'une contagion « pure ». Cette contagion « pure » peut donc

être vue comme une augmentation significative des liens inter-marchés qui peut exister après l'apparition d'un choc au sein d'un de ceux-ci.

Mais il y a alors débat lorsque ces régions économiques sont relativement plus proches et liées l'une entre elles. Parlons-nous alors de contagion ou d'interdépendance entre ce genre d'économies lorsque celles-ci font face à un choc ou une crise ? Les avis divergent vis-à-vis de ce genre de situation. Pour certains comme Calvo et Reinhart (1996), il est question seulement d'une interdépendance présente entre deux économies en place depuis des années. Pour eux, il est alors question de co-mouvements entre deux marchés économiques. Mais pour la plupart des politiciens et des gouverneurs, ceux-ci préfèrent parler alors de contagion dans le sens large du terme. Dans ce cas-ci, la contagion est alors définie comme étant la vulnérabilité d'une économie, d'un pays ou d'une institution par rapport à un événement déstabilisant venant d'une autre institution, peu importe ce qui occasionne la vulnérabilité de cette économie ou s'il existait des liens auparavant entre les deux sujets.

Est-il dès lors plus opportun de se référer à l'une plutôt qu'à l'autre en terme de définition de la contagion ? D'un point de vue purement personnel, il serait plus adapté d'utiliser le concept de contagion dans le sens large du terme, car actuellement nous vivons dans un monde où les différentes économies nationales et régionales sont de plus en plus connectées l'une envers l'autre. Cependant, dans certains cas, il est utile de différencier ces deux aspects de la contagion. En effet, en terme d'assistance et de politique financière, si nous faisons face au premier aspect de la contagion – la contagion pure -, alors un support à court terme à l'économie touchée par l'autre dû à une possible crise se montrera plus efficace. Dans le second cas – la contagion au sens large du terme - par contre, il sera dès lors requis que les deux pays ou zones géographiques touchées s'entraident afin de remédier au choc accusé.

Finalement, quelles sont les raisons qui cause la contagion de chocs au sens large du terme entre différents marchés ? Pour Dornbusch, Park et Claessens (2001), il y a deux types de causes majeures provoquant un phénomène de contagion : les causes dites fondamentales et celles liées au comportement des investisseurs.

Concernant les causes fondamentales, celles-ci peuvent être multiples. L'une d'entre elles, et sûrement la plus répréhensible, est celle dû à un choc économique global ou commun. Selon P. Masson (1998), ce genre de cause peut être vu comme provenant d'un effet « monsoonal », qui est attribuable à des liens étant déjà présents dans le passé entre deux marchés et qui ne constitue donc pas un effet de contagion au sens « pure » du terme. De multiples exemples peuvent être donnés concernant ce type de cause fondamentale. A titre d'exemple, un tournant majeur au sein d'une économie industrialisée ou encore un changement soudain des prix des matières premières peuvent déclencher des crises et des sorties de capitaux énormes de pays émergents.

Un second grand groupe englobant des causes fondamentales au phénomène de contagion au sens large du terme, est celui comprenant les liens de commerce international par voie direct ou influant négativement sur la compétition commerciale (une dévaluation de la compétitivité). En effet, il est possible que lorsqu'une crise se déclare au sein d'un pays, cela peut réduire les revenus des sociétés concernées et ainsi engendrer une baisse de leur demande en importation. Les pays ayant des liens commerciaux directs avec celles-ci, verront alors leurs exportations, leurs balances commerciales et leurs fondamentaux économiques baisser. De plus, si par exemple un pays connaît une dévaluation de sa monnaie, cela peut affecter la compétitivité à l'exportation d'autres pays qui sont en compétition dans un marché tiers. Cet effet de dévaluation compétitive peut dès lors engendrer une certaine pression à la baisse sur les monnaies respectives de ces autres pays et amener cette baisse à être trop importante par rapport à ce qu'il aurait été requis.

Enfin, un dernier groupe majeur de causes fondamentales qui est à observer, est celui des liens financiers. Le fait que nous vivons aujourd'hui dans un monde fortement intégré ou du moins dans des régions géographiques hautement interconnectées, le déclenchement d'une crise au sein d'un pays présent au sein de ces régions peut avoir des effets financiers immédiats sur d'autres pays. Les effets associés à ce genre de cause peuvent être la réduction d'octrois de crédit de commerce ou encore d'investissements en capitaux étrangers. Pour des pays étant fort dépendant aux financements étrangers, une réduction des flux de capitaux provenant de l'étranger dû à des liens financiers forts, pourrait augmenter de façon

significative leur coût d'emprunt en capitaux et dès lors, faire pression sur une dépréciation éventuelle de leurs monnaies.

Concernant le second type de causes majeures pouvant provoquer un phénomène de contagion d'une possible crise, celui-ci est lié aux comportements des investisseurs. Cinq catégories et théories liées à ces causes sont à prendre en compte : celles dû à des problèmes de liquidité, à l'aversion au risque, à l'asymétrie d'information, ou encore à des problèmes de coordination au sein des marchés et enfin dû à des réévaluations des investisseurs vis-à-vis des règles de financement internationales. En ce qui concerne l'analyse de ces différentes catégories, je ne m'attarderai seulement que sur les trois premières pour l'élaboration de ce mémoire. Les deux dernières ayant moins d'intérêt d'analyse vis-à-vis de ce travail, je laisse néanmoins au lecteur la possibilité de consulter la littérature existante sur celles-ci : Jeanne (1997) pour ce qui est des problèmes liés à la coordination des marchés et Dornbusch, Park et Claessens (2001) pour la catégorie relative aux réévaluations des investisseurs quant aux règles de financement internationales.

La première de ces catégories, concernant les problèmes de liquidité, peut s'expliquer par le fait que lorsqu'un investisseur observe des pertes liées à un pays, un secteur d'activité, ou encore à une devise au sein de son portefeuille, celui-ci aura tendance à vouloir vendre ces actifs présents dans d'autres catégories. Cela est souvent dû au fait que ces investisseurs veulent pouvoir dégager un maximum de liquidité avant une possible récession. Il est cependant utile de noter que ce genre de comportement aura un effet de contagion au travers des différents secteurs et/ou pays si les investisseurs concernés sont d'un certain type. On parle ici de fonds de couverture, de banques ou d'investisseurs institutionnelles ayant un certain poids sur les marchés.

La seconde catégorie est fortement liée à la première. En effet, celle-ci est liée à l'aversion au risque à laquelle les investisseurs font face. Cette aversion au risque peut entraîner une base en terme de contagion car lorsque les investisseurs perçoivent ou connaissent une crise dans un secteur d'activité ou une zone géographique, cela aura souvent

pour effet d'induire ces derniers à vendre leurs parts présentes dans d'autres zones géographiques ou secteurs d'activités⁴.

En ce qui concerne la troisième catégorie de cause de contagion relative au comportement d'un investisseur, celle-ci a trait à l'asymétrie et à l'imperfection de l'information qui est présente au sein des marchés financiers. En effet, ce genre de phénomène peut avoir comme conséquence que les investisseurs présents sur les marchés aient un sentiment de vulnérabilité informationnelle concernant les différentes positions détenues au sein de leurs portefeuilles. Cette asymétrie d'information peut d'ailleurs devenir encore plus accrue si les actifs au sein d'un portefeuille sont internationaux et investis dans des actifs plus risqués. Par conséquent, s'il s'avère que certaines positions sont touchées par une crise sectorielle ou nationale, les investisseurs n'ayant pas toute l'information sur l'entièreté de leur portefeuille pourraient décider de vendre une partie de leurs avoir et plus spécifiquement, ceux qui présentent des traits fort similaires à ceux qui ont été touchés à l'origine.

C'est donc une définition assez générale qui nous est présentée ci-dessus qui souligne les liens qui sont présents entre le risque de contagion et le risque systémique. Ainsi, pour parvenir à capturer l'exposition à ce risque systémique dû à l'interrelation présente entre différentes sociétés ou institutions, un modèle statistique se démarque qui est celui des réseaux.

⁴ Pour consulter des exemples de cette catégorie veuillez vous référer aux travaux de Schinasi et Smith (2001) et Broner, Gelos et Reinhart (2004)

3. La théorie des réseaux

Cette théorie des réseaux ou les modèles utilisant celle-ci est souvent utilisée afin d'analyser et de décrire les caractéristiques des connections propres à un réseau. Avant de passer en revue la littérature propre aux analyses déjà effectuées des réseaux financiers et de leurs différents résultats, j'aimerais que nous nous attardions un court instant sur l'origine des modèles en réseaux ainsi que sur l'utilité et la raison pour laquelle l'étude des réseaux au sein de la finance est importante.

a. Les origines de la théorie des réseaux :

Les modèles en réseaux trouvent leur origine dans la théorie des graphes. Celle-ci fait partie de la famille des mathématiques discrètes et vit ses tous premiers jours en 1736 lorsque Leonhard Euler, mathématicien et physicien suisse posa son fameux problème « des sept ponts de Königsberg ». Ce problème consistait à savoir s'il était possible d'emprunter un chemin qui ne traversa qu'une seule et unique fois chaque pont reliant les deux rives et îles de la ville pour enfin revenir à son point de départ. Cependant, les premiers développements important vis-à-vis de la théorie des graphes datent eux, du milieu du vingtième siècle avec notamment les travaux de N. Biggs, C. Berge ou encore ceux de W.T. Tutte. Ce n'est qu'en 1936 que le premier ouvrage ou du moins, l'un des premiers, sur la théorie des graphes verra le jour intitulé « *Theorie der endlichen und unendlichen Graphen* » (« *Théorie des graphes finis et infinis* ») et qui fût écrit par König. Depuis lors, cette théorie n'a cessé de prendre de l'ampleur dans le monde des mathématiques et a vu son application s'agrandir dans de multiples disciplines.

b. La théorie des réseaux au sein de la finance :

En effet, il est important de savoir que ce genre de modèle en réseaux trouve son application dans de multiples disciplines différentes comme mentionné précédemment. Celui-ci se retrouve dans l'étude des sciences naturelles concernant l'analyse des interactions propres aux molécules par exemple, ainsi que dans le champ de la protection civile et des services gouvernementaux pour ce qui est des analyses relatives aux réseaux terroristes. Mais on retrouve aussi ce modèle en politique et en économie afin, par exemple, d'avoir une

meilleure vision du marché du travail, ou dans les sciences sociales pour tout ce qui a trait aux réseaux sociaux sur internet. Mais qu'en est-il des différents travaux réalisés à l'aide de ces réseaux au sein du monde de la finance ?

Pour Billio, Caporin, Panzica et Pelizzon ainsi que pour Allen et Babus (2009), lorsque l'on utilise les modèles en réseaux au sein de la finance, cela a souvent pour but d'analyser et d'évaluer la stabilité financière présente au sein du réseau étudié. Il est en effet important de savoir que les différentes connections présentes entre les différentes institutions dans un réseau financier sont des sources potentielles de contagion et d'amplificateur de chocs systémiques pouvant, si aucune mesure en amont n'est prise, se propager au sein de l'économie réelle. De plus, c'est un outil fort intéressant pour analyser les possibles externalités qu'un ou plusieurs actifs présents au sein d'un réseau comportant un certain risque peuvent avoir sur l'entièrete de la structure de celui-ci. Enfin, une analyse approfondie et minutieuse d'un réseau bien construit peut être une source importante d'information en ce qui concerne les mesures financières et politico-financières à prendre vis-à-vis d'une institution fort vulnérable ou par rapport à un système dans son entièrete.

A cela, Allen et Babus (2009) rajoutèrent que l'analyse d'un réseau permettait aussi la mise en avant de deux autres facteurs propre à celui-ci qui sont les effets propres à la structure d'un réseau et le processus de formation d'un réseau.

Le premier des deux facteurs ci-dessus a pour objectif d'étudier de manière fixe, les différents phénomènes qui peuvent surgir au sein des marchés sur un réseau. A titre d'exemple, la structure d'un réseau d'un secteur en particulier (exemple : le secteur bancaire) nous permettrait d'analyser comment celui-ci réagit à un phénomène de contagion. Selon eux, non seulement il serait possible d'observer que la structure du réseau répond de manière différente vis-à-vis de la propagation d'un choc systémique au cours du temps, mais il serait aussi possible de distinguer la fragilité présente au sein du réseau en question qui est, elle, dépendante du lieu où se situe l'institution touchée en premier lieu par ce choc au sein du réseau.

Enfin, le second facteur quant à lui étudie la formation des connections entre les différentes institutions étudiées. Allen et Babus affirment qu'il est possible d'avoir une meilleure compréhension quant aux facteurs propres au risque systémique lorsque nous comprenons pourquoi et comment des institutions financières forment des connections entre elles lorsqu'elles sont, à titre d'exemple, sujettes à un risque de contagion. En effet, lorsque ces institutions se lient entre elles, cela peut être dû au fait qu'elles veulent partager le risque sous-jacent du marché.

En ce qui concerne l'interconnections entre des firmes différentes et provenant de différent secteurs, la littérature s'intéressant à ce sujet s'agrandi. En effet, la connexion présente au sein d'un réseau diversifié en terme de secteur a la caractéristique ou la fonctionnalité de pouvoir démontrer la propagation de chocs idiosyncratiques au travers de l'économie.

En 2011, D. Acemoglu, V. Carvalho, A. Ozdaglar et A. Tahbaz-Salehi ont utilisé le modèle et la structure d'un réseau afin de démontrer qu'en présence de liens intersectoriels, les chocs micro-économiques idiosyncratiques pouvaient mener à des fluctuations globales au sein de l'économie. En effet, leur travail consistait à mettre en lumière le fait qu'au sein d'une économie de plus en plus désagrégée, le taux de désintégration de la volatilité globale est déterminé par la structure du réseau. Leurs principaux résultats démontraient qu'au plus les différents secteurs étaient importants au sein de la chaîne « fournisseurs-clients » au plus la caractérisation de la propagation rapide de la volatilité au sein du réseau était présente. Les « effets en cascade » sont dès lors possible puisque les chocs de productivité d'un secteur peuvent se propager non seulement à des clients immédiats en aval, mais aussi au reste de l'économie.

A l'inverse, en 1977 dans son étude intitulée « *Understanding Business Cycles* », Lucas argumentera que les différents chocs micro-économiques ont un impact négligeable sur le système en lui-même et que ces chocs auront un effet moindre sur les prix des actifs présents au sein de l'économie.

En 2012 Billio, Getmansky, Lo et Pelizzon, ont entrepris une analyse basée sur la méthode statistique de l'analyse en composantes principales ou « principal components analysis » (PCA) ainsi que la causalité de Granger afin de documenter les interrelations sous-jacentes à quatre différents secteurs (les banques, les assurances, les fonds et les « brokers ») actifs dans l'industrie de la finance américaine. Cette étude a souligné une certaine asymétrie en ce qui concerne le degré de connectivité au sein de ces quatre secteurs. En effet, le secteur bancaire a joué un rôle bien plus important concernant la transmission des chocs au sein du réseau étudié par rapport aux autres secteurs.

Concernant la connectivité des marchés financiers, en 2013 Erkol étudia celle-ci vis-à-vis du cas de la Turquie en tentant d'observer parmi différents indices financiers internationaux⁵, lesquels étaient affectés par le marché d'actions Turc. Il entreprit cette étude en utilisant deux types de données différentes propres aux marchés, qui sont les rendements hebdomadaires d'actifs financiers ainsi que leur volatilité. Afin de calculer ceux-ci, il utilisa différentes méthodes pour pouvoir comparer les résultats des différentes méthodologies de calculs. Dans son cas, il avait comme objectif principal d'analyser si l'entropie des marchés étudiée par Schmidbauer, Rösch et Uluceviz, était complémentaire ou non aux effets de « spillover » (spillover methodology) analysé par Diebold et Yilmaz pour mesurer la connectivité des marchés. L'entropie des marchés peut être définie comme étant une mesure quantifiant le montant d'information créé au jour le jour au sein des marchés, sensible aux différentes modalités d'injection de nouvelles (informationnelles) dans le système des marchés. Les effets de « spillover » de Diebold et Yilmaz ont été étudiés grâce à des méthodes de décomposition de la variance à partir du modèle VAR (« *vector autoregressive model* ») sur des séries de rendements temporels d'indices financiers issus de 45 pays différents. Ils ont dès lors représenté sous forme de réseau, ces indices en tant que nœuds du réseau et le poids des arêtes reliant ces derniers en fonction de la part des variances entre les différents indices.

Les résultats de l'étude d'Erkol ont tout d'abord démontré que l'utilisation des deux méthodes à savoir, l'effet de « spillover » et l'entropie des marchés sur les rendements

⁵ Respectivement, le Dow Jones Industrial Average (USA, NYSE), le FTSE (Royaume-Uni, LSE), le DAX (Allemagne, Frankfurt Stock Exchange), le CAC 40 (Paris, Euronext Paris), le Nikkei 225 (Japon, Toky Stock Exchange), l'indice action Russe ainsi que l'indice action représentant les pays 'Systematic Five', et une série 36 actions regroupées en 4 groupes différents à savoir l'Union Européenne, l'Organisation de la Conférence des pays Islamics (OIC), le BRIC et les USA

hebdomadaires ainsi que sur la volatilité de ces derniers étaient bien complémentaires. De plus, il est arrivé grâce à ces deux techniques de montrer que les d'actifs financiers regroupés au sein du groupe O.I.C. étaient bien affectés par le marché action Turc.

En 2014 Billio, Gray, Getmansky, Lo, Merton et Pelizzon ont quant à eux étudié la connectivité liant le risque souverain présent en Europe et le risque de crédit au sein des institutions financières majeures à travers le monde. Leur but était de mettre en avant les connections présentes entre les différents pays étudiés et les institutions financières et de quantifier les effets d'inadéquation entre l'actif et le passif de ces deux groupes. Une étude se concentrant plus sur l'aspect macro-économique et financier que micro-économique. Ils se sont appuyés sur le « Merton model⁶ » ainsi que sur les « Credit Default Swaps » afin de présenter différentes mesures de connectivités relatives à ces deux risques (souverains et de crédit) issues du réseau de causalité selon Granger. De plus, ceux-ci avaient une conceptualisation qui leur était propre concernant le risque systémique. En effet, pour eux, celui-ci pouvait être vu comme un risque qui *englobe toutes les circonstances qui pourraient nuire ou menacer la stabilité d'un système financier ou encore éroder la confiance publique vis-à-vis des marchés et par conséquent amener ce système financier à un possible crash*. A titre d'exemple, la chute de l'institution Lehman Brother en 2008, le "Flash Crash" du 6 mai 2010 ou encore la faillite du fond Long Term Capital Management (LTCM), peuvent être considérés comme des événements systémiques. En effet, l'impact de leurs faillites a eu des retombées significatives sur les marchés financiers et ont menacé la viabilité de beaucoup d'autres institutions dû à leur grande influence et connectivité vis-à-vis de celles-ci.

La connectivité présente entre les différentes institutions étudiées est donc un des points centraux concernant la tentative de quantifier le risque systémique d'un système financier.

De leur côté, Demirer, Diebold et Yilmaz (2012) ont utilisé la méthode statistique de LASSO (« *Least Absolute Shrinkage and Selection Operator* ») afin d'analyser la connectivité au sein du secteur bancaire des 150 plus grandes banques négociées sur les marchés publics

⁶ Le modèle de Merton – qui fût ainsi dû à son fondateur Robert C. Merton - est un modèle d'analyse permettant d'évaluer le risque de crédit des dettes d'une entreprise. Typiquement, ce modèle permet de comprendre si une entreprise est capable de faire face à ses obligations financières, de recouvrer ses dettes et d'évaluer la possibilité qu'une société soit en défaut de paiement ou non (Investopedia.com /terms/m/mertonmodel.asp, 2016).

entre 2003 et 2014. Etant en présence d'un large échantillon de données à traiter dans ce cas-ci, la technique de Lasso permet de réduire le nombre de paramètres à estimer dans un modèle linéaire. Dans ce cas-ci, ils ont appliqué la méthode de Lasso afin de réduire nombre d'estimateurs de leur modèle VAR. Cependant, Demirer, Diebold et Yilmaz, ne voulaient pas, par le biais de la méthode Lasso, représenter un réseau peu connecté. En effet, pour eux, toute banque présente au sein d'un système bancaire moderne, est connectée. C'est pour cela, qu'ils ont appliqué cette technique statistique, Lasso, sur leurs estimateurs VAR et non sur la matrice de décomposition de la variance propre au réseau. On notera ici, qu'au sein de cette étude, le réseau analysé est construit autour d'un seul secteur qui est celui du secteur bancaire. Nous ne sommes dès lors plus en présence d'un réseau comportant des actifs issus de différents secteurs. Cependant, cette étude est intéressante car elle permet de mettre en lumière la connexion grandissante entre les différentes banques présentes au sein du système étudié et qu'en période de chocs économiques et financiers, l'inter-connectivité internationale entre les banques des différents pays a un impact significatif sur la connectivité totale de ces institutions.

Hautsch, Schaumburg et Schienle (2012) se sont eux aussi intéressés à un réseau composé d'institutions financières, mais avec comme but d'essayer de proposer une méthodologie analysant les possibles impacts futurs du risque systémique qu'englobe ces institutions financières. Pour cela, ils se sont basés sur un échantillon de données de cinq ans (2008-2009 inclus) et ont analysé celui-ci en terme de connectivité, afin de l'utiliser comme outil de suivi du risque systémique des grandes banques Européennes. Leur prédiction était que l'importance systémique présent dans chacune des firmes étudiées était liée à l'ampleur marginale et individuelle d'un mouvement baissier sur des événements systémiques. En d'autres termes, au plus l'ampleur marginale d'un mouvement baissier d'une des institutions analysées était importante, au plus celle-ci avait une relevance systémique au sein du réseau. Leurs résultats empiriques ont révélé qu'il y avait des ensembles de firmes jouant un rôle spécifique comme transmetteur ou récepteur de risque au sein du système étudié.

Comme vous l'aurez remarqué, l'utilisation de réseaux afin de mieux comprendre le phénomène de propagation et de contagion des dernières différentes crises à travers les différentes institutions étudiées a tangiblement augmenté l'intérêt pour la réalisation de

travaux associés au risque systémique. A travers ce travail, je me baserai sur certaines des méthodes et des différentes études parcourues ci-dessus basées sur les réseaux, afin d'analyser, de quantifier et d'essayer d'interpréter la connectivité des différentes données (rendements mensuels respectifs) issues de 61 entreprises différentes ainsi que de secteurs différents.

Deuxième Partie: Analyse Empirique

1. Explication de la démarche de cette analyse

L'objectif de ce mémoire est d'analyser s'il y a de possibles liens de causalité dans le sens de Granger entre une partie du secteur financier européen et une partie des grandes sociétés européennes œuvrant dans différentes industries (exceptées financières) au cours du temps depuis janvier 2004 jusqu'à fin 2015. Si de tels liens existent entre ces deux secteurs, il serait vraisemblablement intéressant d'observer dans quel sens ces liens de causalité se dirigent en fonction de la fragilité du système étudié ; sommes-nous dans une situation où c'est la fragilité du système englobant les institutions financières qui cause la fragilité de la sphère réelle ? Est-ce le contraire ? Ou enfin, sont-elles expliquées par des composantes communes non explicitées dans le modèle ? Je tenterai de répondre à ces différentes questions tout au long de cette analyse empirique. Afin de parvenir à une telle analyse, je me suis appuyé sur le test de Granger qui fût établi par Clive W. Granger (1969). Au sein de ce travail, ce test de causalité fût établi sur les résidus sortant de régressions linéaires tentant d'évaluer les rendements boursiers mensuels de 61 entreprises différentes vis-à-vis du marché. Ces régressions linéaires étant basées sur la méthodologie du Capital Asset Pricing Model (CAPM). Pour rappel, ces résidus sont des paramètres qui ne peuvent être expliqués dans l'évaluation des différents rendements attendus des différentes sociétés au sein du CAPM. Dès lors, il est intéressant de mener cette analyse sur ces résidus puisque nous voulons ici, évaluer et mesurer le risque systémique qui est un choc qui ne peut se prévoir ni s'expliquer à l'avance. Il est enfin important de rajouter, que cette étude de causalité sera premièrement présentée d'un point de vue statique, et ensuite d'un point de vue dynamique pour l'analyse comparative des secteurs. Une explication relative à ces deux analyses sera donnée dans la section suivante. Pour ce qui est de l'analyse globale, seule une étude d'un point de vue dynamique sera entreprise.

Les outils informatiques qui ont été utilisés pour parvenir à cette analyse sont *Excel* et *R studio*. Le programme *R studio* est un outil informatique permettant de traiter des données sous un aspect fort statistique. De plus, il a la capacité de pouvoir analyser facilement sous forme matricielles, des ensembles de données assez larges et de sortir des graphes fort

captivants en terme d'analyse. Vous pourrez retrouver en annexe 3, l'entièreté du code qui fût établi afin d'analyser et de construire le réseau comprenant les secteurs financiers et non-financiers durant la période 2007-2009 au sein du programme *R studio*.

Concernant le plan de cette seconde partie du mémoire, celui-ci débutera d'abord par une section dédiée à l'explication des différentes données extraites et utilisées pour cette étude. Différentes caractéristiques propres à chacune des entreprises choisies seront aussi présentées dans cette première section. Après cela, la seconde section de cette analyse empirique sera consacrée à la présentation des deux différents modèles utilisés afin de construire les réseaux financiers en question. Ces deux modèles étant le CAPM et le test de causalité selon Granger. Ensuite viendront les explications relatives à l'analyse plus approfondie des différentes méthodes utilisées pour la construction des réseaux à travers le temps ainsi que des explications relatives aux différentes mesures permettant de mieux analyser les réseaux d'un point de vue quantitatif et statistique. Enfin, viendra l'analyse de nos données où j'effectuerai tout d'abord une analyse comparative des réseaux propres aux deux grands secteurs étudiés. Par la suite, j'effectuerai une analyse des réseaux regroupant ces deux grands secteurs d'activités. Nous aurons donc une vision globale du système étudié. A la fin de chacune de ces analyses propres à mes données, des conclusions et interprétations seront données.

2. Données utilisées pour cette étude

L'obtention des différentes données propres à chaque entreprise a été faite grâce à un terminal *Bloomberg*. Grâce à celui-ci j'ai donc pu obtenir les prix mensuels historiques (« LAST_PRICE » sur *Bloomberg*) de chacune des 61 entreprises sélectionnées en créant ainsi un échantillon de données partant depuis le 1^{er} janvier 2004 jusqu'au 31 décembre 2015. Cet échantillon de 144 observations, constituera ma base de données pour l'analyse statique et comparative des différents réseaux. De plus, afin de pouvoir extraire les résidus des rendements boursiers propres à chacune des entreprises grâce au CAPM, j'ai choisi de prendre comme indice boursier l'EUROSTOXX 50 sur la même période de temps considérée. En effet, étant donné que les sociétés sélectionnées sont majoritairement de grandes et larges entreprises européennes cotées sur les marchés européens - exception faite pour sept d'entre

elles au sein de la sphère non-financière – l'EUROSTOXX 50 me semble être un bon indice financier représentant le marché. Concernant l'analyse dynamique des différents réseaux, j'ai à nouveau décidé d'extraire les « LAST_PRICE » mensuels des 61 entreprises sélectionnées via la plateforme financière *Bloomberg*, mais en les regroupant de façon trisannuelle. J'ai donc extrait les données allant du 1er janvier 2004 au 31 décembre 2006, du 1er janvier 2007 au 31 décembre 2009, du 1er janvier 2010 au 31 décembre 2012 et enfin du 1er janvier 2013 au 31 décembre 2015. Cela me donne donc pour chacune des 61 entreprises, 36 observations pour les 4 périodes trisannuelles. Cette même procédure a été appliquée pour l'indice boursier choisi. Une fois l'ensemble des prix importé au sein d'un fichier Excel, j'ai calculé les *log-returns* des différentes entreprises et de l'indice EUROSTOXX 50 que se soit pour l'analyse statique ou dynamique. Je les ai ensuite diminués d'un taux sans risque pour enfin les exporter, sous forme de fichiers textes, au sein du programme *R studio*.

a. Le choix et les caractéristiques des entreprises choisies :

Concernant les sociétés sélectionnées issues du secteur financier, j'ai choisi d'en prendre 30 différentes. Ces 30 institutions financières n'ont pas été choisies au hasard. En effet, je me suis appuyé sur les travaux relatifs à la mesure du *SRISK* que le professeur Engle a effectué. Vous retrouverez d'ailleurs des explications par rapport à cette mesure dans la première partie de ce mémoire. Le professeur Engle a eu pour idée de mettre en place avec son équipe de l'université de New-York une plateforme internet dénommée le V-lab². Celle-ci calcule de manière journalière différentes mesures - dont la mesure *SRISK* – relatives à la volatilité présente au sein du secteur financier. J'ai donc choisi de sélectionner au sein du V-lab, les 30 premières institutions financières européennes présentant les plus hautes sommes nécessaires afin de pouvoir faire face à un possible choc systémique (*SRISK*) à la date du 25 avril 2016. Vous retrouverez toutes leurs caractéristiques respectives au sein de la Table 2 ci-dessous.

Du côté des sociétés présentes dans l'industrie hors financière, j'ai décidé d'en sélectionner 31. Cet échantillon de sociétés n'a pas non plus été choisi au hasard. Lors de mon

²Consulté le 25 Avril 2016 sur le site : <http://vlab.stern.nyu.edu/analysis/RISK.WORLDFIN-MR.GMES>

stage en entreprise, qui s'est déroulé au sein de l'institution Econopolis Wealth Management, j'ai eu l'opportunité de pouvoir analyser leurs différents fonds. Pour la sélection des 31 entreprises constituant « *l'économie réelle* » de cette analyse empirique, je me suis penché sur la poche action d'un de leur fonds, à savoir le fond *Econopolis Patrimonial Sustainable*. Ce fond est composé d'actifs ayant un horizon de rendement assez long et se compose principalement d'actifs « *sûrs* » et bien connus au sein des marchés de par leur taille (large cap) et leur ancrage au sein de la société, mais aussi de par leur bonne gouvernance d'entreprise. Ce fond a aussi comme stratégie d'investissement de n'inclure aucun actif se référant à l'industrie financière et est majoritairement composé d'actifs européens. En effet, seul 7 actions au sein de la poche action du fond proviennent des Etats-Unis. Il sera dès lors intéressant d'observer s'il y a des liens de causalité au sens de Granger entre ces 7 sociétés américaines et les institutions financières et non-financières européennes choisies. Vous retrouverez toutes leurs caractéristiques respectives au sein de la Table 3 ci-dessous.

Table 2: Caractéristiques des différentes institutions financières

NAME	TICKER	COUNTRY	INDUSTRY SUBGROUP	MARKET CAPITALIZATION	SRISK (\$ m)
BNP Paribas	BNP FP Equity	FRANCE	Diversified Banking Inst	58482456844	\$ 153.588
Deutsche Bank	DBK GY Equity	GERMANY	Diversified Banking Inst	20992537054	\$ 144.810
HSBC Holdings	HSBA LN Equity	BRITAIN	Diversified Banking Inst	85991439016	\$ 118.477
Crédit Agricole	ACA FP Equity	FRANCE	Diversified Banking Inst	23645730208	\$ 118.405
Barclay	BARC LN Equity	BRITAIN	Diversified Banking Inst	30172936138	\$ 118.049
Société Générale	GLE FP Equity	FRANCE	Diversified Banking Inst	29010817706	\$ 106.439
Banco Santander	SAN SM Equity	SPAIN	Commer Banks Non-US	59022640156	\$ 86.003
Royal Bank of Scotland Group	RBS LN Equity	BRITAIN	Diversified Banking Inst	28322778560	\$ 79.718
UniCredit	UCG IM Equity	ITALY	Diversified Banking Inst	18291344828	\$ 69.974
ING Groep	INGA NA Equity	NETHERLANDS	Commer Banks Non-US	41541666594	\$ 56.359
Lloyds Banking Group	LLOY LN Equity	BRITAIN	Diversified Banking Inst	51068642935	\$ 55.159
Crédit Suisse Group	CSGN VX Equity	SWITZERLAND	Diversified Banking Inst	26953112190	\$ 55.072
UBS Group	UBSG VX Equity	SWITZERLAND	Diversified Banking Inst	56982262417	\$ 50.015
Banco Bilbao Vizcaya Argentaria	BBVA SM Equity	SPAIN	Commer Banks Non-US	36555699055	\$ 47.830
London Stock Exchange Group	LSE LN Equity	BRITAIN	Finance-Other Services	9187546849	\$ 47.562
Axa	CS FP Equity	FRANCE	Multi-line Insurance	52618998154	\$ 47.288
Intesa Sanpaolo	ISP IM Equity	ITALY	Commer Banks Non-US	37629206430	\$ 44.937
Nordea Bank	NDA SS Equity	SWEDEN	Commer Banks Non-US	315288756894	\$ 42.118
Allianz	ALV GY Equity	GERMANY	Multi-line Insurance	64117100000	\$ 42.063
Commerzbank	CBK GY Equity	GERMANY	Commer Banks Non-US	9239894624	\$ 41.827
Natixis	KN FP Equity	FRANCE	Diversified Banking Inst	14096528524	\$ 39.141
Standard Chartered	STAN LN Equity	BRITAIN	Commer Banks Non-US	17461240942	\$ 39.123
Legal & General Group	LGEN LN Equity	BRITAIN	Life/Health Insurance	13784028689	\$ 37.431
Assicurazioni Generali	G IM Equity	ITALY	Multi-line Insurance	19529741896	\$ 36.719
Aviva	AV/ LN Equity	BRITAIN	Life/Health Insurance	17988250828	\$ 32.294
Aegon	AGN NA Equity	NETHERLANDS	Multi-line Insurance	9498804633	\$ 32.249
CNP Assurances	CNP FP Equity	FRANCE	Multi-line Insurance	10014330487	\$ 27.590
Prudential	PRU LN Equity	BRITAIN	Life/Health Insurance	34733415897	\$ 24.122
Danske Bank	DANSKE DC Equity	DENMARK	Commer Banks Non-US	180216191372	\$ 22.838
Dexia	DEXB BB Equity	BELGIUM	Commer Banks Non-US	35188906	\$ 20.880

Source : Bloomberg & V-lab NYU Stern (Avril 2016)

Note : Cette table est ordonnée de manière décroissante en fonction des montants *SRISK* propres à chaque institution.

Table 3: Caractéristiques des différentes sociétés non-financières

NAME	TICKER	COUNTRY	SECTOR NAME	INDUSTRY GROUP	MARKET CAPITALIZATION
Apple	AAPL US Equity	UNITED STATES	Information Technology	Computers	540238427750,00
Nestle	NESN VX Equity	SWITZERLAND	Consumer Staples	Food	235463340000,00
Roche Holding	ROG VX Equity	SWITZERLAND	Health Care	Pharmaceuticals	223764764380,00
Novartis	NOVN VX Equity	SWITZERLAND	Health Care	Pharmaceuticals	209118339672,00
Telenor	TEL NO Equity	NORWAY	Telecommunication Services	Telecommunications	207501499746,00
Volvo	VOLVB SS Equity	SWEDEN	Industrials	Auto Manufacturers	202336940628,00
PepsiCo	PEP US Equity	UNITED STATES	Consumer Staples	Beverages	148341629391,80
IBM	IBM US Equity	UNITED STATES	Information Technology	Computers	146614973655,96
Cisco	CSCO US Equity	UNITED STATES	Information Technology	Telecommunications	146364618559,80
Unilever	UNA NA Equity	BRITAIN	Consumer Staples	Cosmetics/Personal Care	124785320201,47
Gilead Sciences	GILD US Equity	UNITED STATES	Health Care	Biotechnology	116667563925,60
Schlumberger	SLB US Equity	UNITED STATES	Energy	Oil&Gas Services	110032167236,09
SAP	SAP GY Equity	GERMANY	Information Technology	Software	88648865381,12
Qualcomm	QCOM US Equity	UNITED STATES	Information Technology	Semiconductors	80628752693,28
LVMH	MC FP Equity	FRANCE	Consumer Discretionary	Apparel	75512198063,75
Reckitt Benckiser	RB/ LN Equity	BRITAIN	Consumer Staples	Household Products/Wares	49286352358,86
Vinci	DG FP Equity	FRANCE	Industrials	Engineering&Construction	39918749508,68
Fresenius	FRE GY Equity	GERMANY	Health Care	Healthcare-Services	36634354383,12
Schneider Electric	SU FP Equity	FRANCE	Industrials	Electrical Compo&Equip	33961521867,84
Lafarge Holcim	LHN VX Equity	SWITZERLAND	Materials	Building Materials	27043868604,80
Elekta	EKTAB SS Equity	SWEDEN	Health Care	Healthcare-Products	24137371413,35
Saint-Gobain	SGO FP Equity	FRANCE	Industrials	Building Materials	22123021623,39
Michelin	ML FP Equity	FRANCE	Consumer Discretionary	Auto Parts&Equipment	17088245919,72
Ahold	AH NA Equity	NETHERLANDS	Consumer Staples	Food	17067102435,52
ARM Holding	ARM LN Equity	BRITAIN	Information Technology	Semiconductors	14284503111,20
Publicis	PUB FP Equity	FRANCE	Consumer Discretionary	Advertising	13868045927,91
Rolls-Royce	RR/ LN Equity	BRITAIN	Industrials	Aerospace/Defense	11491998281,25
Adecco	ADEN VX Equity	SWITZERLAND	Industrials	Commercial Services	10599352422,75
Solvay	SOLB BB Equity	BELGIUM	Materials	Chemicals	9609343516,16
Vopak	VPK NA Equity	NETHERLANDS	Energy	Pipelines	6226863795,30
Orpea	ORP FP Equity	FRANCE	Health Care	Healthcare-Services	4445787448,16

Source : Bloomberg (Avril 2016)

Note : Cette table est ordonnée de manière décroissante en fonction des montants propres à la capitalisation boursière de chaque institution

3. Présentation théorique des modèles et méthodes utilisées

a. *Le Capital Asset Pricing Model (CAPM)*

Ce modèle financier fût principalement élaboré par Sharpe (1964) qui poursuivit les travaux de Markowitz (1952) relatifs à la diversification d'un portefeuille financier et à la théorie moderne de celui-ci. L'objet d'un tel modèle est de pouvoir déterminer le taux de rendement attendu d'un actif financier ainsi que d'un portefeuille. Cependant, pour arriver à un tel objectif, le CAPM repose sur certaines hypothèses qu'il est important d'énumérer :

- Le marché est composé d'une multitude d'investisseurs et ils se comportent de manière parfaitement concurrentielle entre eux,
- Chaque investisseur peut emprunter ou prêter à un taux sans risque,
- Chaque investisseur a le même horizon de temps en terme d'investissements,
- Aucunes taxes, ni commissions sont présentes,
- Chaque investisseur se préoccupe seulement de la moyenne et la variance en terme de choix de portefeuille (cf. Markowitz (1952)),
- Chaque investisseur peut aussi vendre à découvert ou détenir une fraction de ses actifs,
- Enfin, chaque investisseur a les mêmes attentes lorsqu'il s'agit des opportunités de rendement et de risque.

Le modèle du CAPM peut dès lors s'écrire sous la forme mathématique donnée ci-dessous :

$$E(r_i) = r_f + \beta_i(E(r_m) - r_f) + \varepsilon_i$$

$E(r_i)$ est le rendement attendu d'un actif financier i

r_f est le taux d'un actif sans risques

β_i est le rapport historique de la volatilité du rendement d'un actif i sur celle des rendements d'un marché en général

$E(r_m)$ est le rendement attendu du marché

ε_i est le résidu propre à l'actif i

Nous observons donc 3 éléments qui expliquent le rendement attendu d'un actif financier au sein de cette équation. Premièrement, il y a le taux de rendement sans risque. Celui-ci représente le fait, que lorsqu'un investisseur fait face à un actif qui n'est aucunement corrélé avec le marché, celui-ci est récompensé d'un taux sans risque à travers le temps.

Deuxièmement, le second terme à la droite de l'équation représente la prime de risque qu'un investisseur attend de son investissement risqué. En effet, puisque le terme β de l'actif i représente la pente de cette régression appliquée au rendement attendu du marché tentant d'expliquer le rendement attendu de l'actif i que l'investisseur détient, le paramètre bêta peut être interprété comme la mesure de la sensibilité du rendement attendu de l'actif i aux variations des rendements du marché. Plus celui-ci est élevé, plus le rendement attendu de l'actif i dépendra de la prime de risque. Enfin, le dernier terme de cette équation est le résidu de cette régression. Il représente la part du risque qui n'est pas expliquée par le marché. Au sein de ce mémoire, nous appliquerons un test de Granger sur ces résidus. Si je me suis basé sur les résidus du CAPM pour mener un test de Granger et à terme, construire un réseau, c'est parce que l'intention d'un tel processus est d'analyser « l'excès de volatilité » propre à chaque entreprise choisie afin de mettre en évidence un risque qui ne peut être expliqué par les marchés. Lorsque ces résidus deviennent importants au sein de l'entière du système étudié, la connectivité devient plus forte au sein de celui-ci et nous faisons face alors à un risque systémique potentiel.

b. Le Test de causalité selon Granger

L'objectif principal propre à ce test de causalité selon Granger est de savoir, si une variable possède un lien de causalité vis-à-vis d'une autre ou non. Pour parvenir à un tel objectif, Granger (1969) a réussi à mettre en place un nouveau concept de lien de causalité. Ce concept est connu sous l'appellation « lien de causalité dans le sens de Granger ». Afin d'avoir une bonne compréhension de ce modèle, en voici l'explication : ce test de causalité tente de déterminer si une variable x « cause selon Granger » une autre variable y . Afin de déterminer cela, nous essayons d'améliorer l'explication de l'estimation de la valeur actuelle de y , en prenant en compte les valeurs retardées de la variable x . Dès lors, il est possible d'établir une causalité selon Granger si la variable x est déterminante dans l'estimation de y . Pour parvenir à une telle conclusion, il est important d'observer si le coefficient propre aux valeurs passées de x est significativement différent de zéro. S'il s'avère que c'est le cas, nous pouvons alors conclure que la variable y est en partie estimée par la variable x .

D'un point de vue plus rigoureux et mathématique, le Test de causalité selon Granger peut s'écrire sous la forme de l'équation suivante :

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

où $\varepsilon_{i,t}^{CAPM}$ sont les résidus estimés du modèle CAPM, décrit ci-dessus, d'une société i au temps t . Nous observons donc qu'afin de pouvoir établir un lien de causalité entre $\varepsilon_{i,t}^{CAPM}$ et $\varepsilon_{j,t-1}^{CAPM}$, il est important d'établir la significativité du coefficient γ . Si ce dernier apparaît être significatif et donc différent de zéro, on peut dès lors affirmer selon Granger, un lien de causalité entre les variables présentées. Dans notre cas, il sera donc intéressant d'observer si des liens de causalité au sens de Granger se créent entre les 61 entreprises sélectionnées. Bien évidemment, ce test n'est pas unilatéral ; il est en effet possible de tester si les résidus de l'entreprise i cause l'estimation des résidus de l'entreprise j et inversement, et ce n'est pas parce qu'une condition est significative que l'autre l'est aussi. Il est important de signaler qu'au sein de ce mémoire, j'ai effectué ce test de Granger sur trois échantillons de résidus et de tailles différentes estimés à partir du CAPM : le premier s'afférant aux entreprises issues de la sphère non-financière (31 résidus), le second aux institutions exclusivement financières (30 résidus), et enfin au système regroupant les deux échantillons cités précédemment (61 résidus).

Afin de pouvoir s'assurer de la significativité du coefficient γ , il est utile de procéder à un test d'hypothèse. En effet, le test d'hypothèse nul est de tester si γ est différent de zéro ou pas en fonction des différents tests de Granger effectués. Lorsque j'ai effectué la fonction `test.granger` au sein du programme *R studio* sur les différents échantillons comprenant ces résidus des 61 entreprises, le programme informatique m'a donné une p-valeur pour chaque lien possible entre les différentes entreprises. Dès lors, pour affirmer qu'il y a bien un lien de causalité entre ces différentes entreprises – que le coefficient γ est différent de 0 – j'ai fixé qu'il fallait que la p-valeur soit inférieure à 5%. Dans le cas inverse, nous ne rejetons pas l'hypothèse nulle avec comme conclusion, qu'il n'y a pas de lien de causalité entre deux entreprises.

Cette procédure m'a alors permis de créer une matrice d'adjacence qui s'avère être clé dans la création des différents réseaux que j'ai entrepris. Concernant les caractéristiques propres à cette matrice, celle-ci est exclusivement construite de deux valeurs qui sont le 0 et le 1 en fonction du rejet ou non de l'hypothèse nulle. De plus, dans le cadre de ce mémoire, trois matrices différentes sont construites en fonction de la taille des échantillons des résidus. En effet, à titre d'exemple la matrice d'adjacence relative à la construction du réseau comprenant les sphères financières et non-financières comporte 61 lignes et 61 colonnes (61x61). Elle a aussi la particularité que les entreprises écrites en ordonnée sont celles qui causent ou non selon Granger les entreprises placées en abscisse. En résumé, s'il s'avère que lors du test de l'hypothèse nulle, le coefficient du résidu de l'entreprise j en $t-1$ est significatif – sa p-valeur est inférieure à 5% - pour pouvoir estimer les résidus de l'entreprise i en t , alors un 1 sera marqué au sein de la matrice d'adjacence au croisement de la $j^{\text{ème}}$ colonne et de la $i^{\text{ème}}$ ligne, pour autant que $j \neq i$. En effet, ce dernier point repose sur une hypothèse du test de Granger qui est celle qu'une même institution ne peut pas se causer elle-même. Dès lors, la diagonale de cette matrice d'adjacence est entièrement composée de 0. Cette hypothèse peut bien sûr être discutée, car la performance boursière d'une société pourrait très bien être en partie provoquée par sa propre façon d'être gérée en matière de financement autonome.

c. Analyse des réseaux au sein de R studio :

Concernant la construction des différents réseaux, celle-ci fût établie grâce au logiciel informatique *R studio*. Comme mentionné ci-dessus, la première étape fût de rassembler l'entièreté des résidus propres à chaque entreprise grâce au modèle du CAPM et d'ensuite établir de possible liens de causalité dans le sens de Granger entre ceux-ci au sein du logiciel. Une fois que tout cela fût accompli, il a fallu construire une matrice d'adjacence remplie de 0 ou de 1 en fonction de la significativité du coefficient de la régression du test de Granger. Grâce à cette matrice et aux différentes commandes *igraph* et *Network* installées sur *R studio*, j'ai pu construire et analyser les différents réseaux en fonction des échantillons d'entreprises choisie.

D'un point de vue purement graphique, ces différents réseaux ont pour première caractéristique qu'ils sont des réseaux directionnels. En effet, la composition du réseau est

faite de nœuds représentant les entreprises ainsi que de connexions entre ceux-ci qui représentent les différents liens possibles au sens de Granger. Cependant, ces connexions sont munies de flèches, ce qui donne un caractère directionnel aux réseaux. Ces flèches représentent le sens de la causalité selon Granger. Lorsque l'entreprise i cause l'entreprise j , la direction de la connexion (de la flèche) sera de i vers j . Dans ce cas-ci il n'y aura qu'une connexion simple entre les deux entreprises (nœuds). Cependant, il est possible que l'entreprise j cause aussi i , avec alors comme résultat, une double connexion entre les deux entreprises concernées.

Ensuite, en terme d'analyse plus quantitative, il est possible de dégager certaines spécificités statistiques et métriques issues des différents réseaux entrepris. En premier lieu, il est utile de s'intéresser aux degrés propres à chaque nœud car ceux-ci représentent le nombre de connexions détenues par ces derniers. Si un nœud est caractérisé par un haut niveau de degré, cela mettra en avant le fait qu'il possède une connexion accrue vis-à-vis de ses nœuds voisins et qu'il est dès lors, fort intégré au sein du réseau. A l'inverse, un nœud présentant un faible niveau de degré, aura comme caractéristique d'être moins connecté par rapport aux autres nœuds et sera en conséquence plus périphérique au réseau. Il sera donc intéressant, dans cette optique, de mesurer au sein des différents réseaux étudiés, l'entreprise présentant le niveau maximum de degré et celle ayant le niveau minimum.

Dans le même ordre d'idées, il est aussi possible de mesurer les degrés entrants et sortants propres à chaque nœud. En effet, une société présentant un nombre important de degrés entrants sera considérée comme une institution qui peut être mieux estimée par un nombre important d'autres sociétés présentes au sein du réseau. A l'opposé, une société ayant un haut niveau de degrés sortants aura comme caractéristique d'être une société causant ou expliquant beaucoup d'autres institutions et peut induire le fait qu'elle sera plus à même de propager une éventuelle crise au réseau dans son ensemble.

Une autre mesure intéressante est celle du niveau total de degré présent au sein du réseau. Cette dernière mesure est en fait la somme des degrés propres à chaque nœud présent au sein d'un réseau. Ainsi, un réseau présentant un niveau total de degré élevé aura

comme caractéristique d’être fort connecté, et vice-versa. Cette mesure est intéressante car si le réseau observé présente un haut niveau de degré et est donc fort connecté, celui-ci sera nettement plus exposé à un choc systémique que s’il présentait un niveau plus faible de connectivité. Le phénomène de contagion sera plus rapide que si le réseau fût moins connecté.

De plus, lorsque nous analysons un réseau, il est aussi important de mettre en évidence la centralité des différents nœuds. Cette dernière mesure permet d’avoir une meilleure observation quant à quelles institutions sont les plus centrales au réseau. Deux mesures peuvent être utilisées afin de mettre en évidence la centralité des nœuds. La plus pertinente vis-à-vis de cette étude, est la « *Betweenness centrality measure* » qui a pour objectif de savoir à quel point un nœud est localisé de manière forte entre une autre paire de nœuds. Cette mesure consiste donc à analyser les chemins⁷ les plus courts entre différentes paires de nœuds afin d’avoir la centralité relative à chaque nœud. Au plus un nœud présente une mesure de centralité haute, au plus celui-ci est centrale au réseau. Cette mesure s’axe donc plus sur les connexions relatives aux différents nœuds, ce qui dans notre cas, est plus intéressant. La seconde mesure permettant de mettre en évidence la centralité des nœuds est la « *Closeness centrality measure* ». Cette mesure a pour objectif de mesurer la centralité d’un nœud par rapport à d’autres en terme de distance⁸ et non plus par rapport aux chemins qui les relient.

Une autre mesure utile quant à l’analyse des réseaux est son diamètre. En effet, le diamètre d’un réseau est la distance maximale entre n’importe quelles paires de nœuds. Cette donnée métrique permet de mesurer la connectivité globale d’un réseau. Au plus petit le diamètre d’un réseau est, plus grande sera la connectivité globale du réseau (Diebold, F.X. & Yilmaz, K. (2014), p. 123).

⁷ Définition d’un *chemin* dans la théorie des graphes: un *chemin* au sein d’un réseau est une séquence alternée de noeuds et d’arêtes qui a pour point de départ un noeud et se termine aussi par un noeud de sorte que chaque noeud et arête présents au sein de cette séquence sont en liens l’un avec l’autre (cf: Newman, M.E.J. (2010), *Networks: An Introduction*, Oxford University Press, Oxford, ch.6).

⁸ Définition de la *distance* dans la théorie des graphes: des noeuds et des arêtes peuvent apparaître plusieurs fois au sein d’un chemin et le nombre d’arêtes au sein d’un chemin constitue la *distance/longueur* d’un chemin (cf: Newman, M.E.J. (2010), *Networks: An Introduction*, Oxford University Press, Oxford, ch.6).

Enfin, d'un point de vue graphique, il est intéressant de mettre en évidence les différentes communautés qui peuvent être présentes au sein des différents réseaux construits. En effet, étant donné que nous travaillons ici avec des sociétés issues non seulement de deux sphères largement différentes (financières et non-financières), mais aussi avec des sociétés actives dans différents secteurs d'activité, il serait utile d'observer, grâce à une fonction donnée par *igraph* au sein de *R studio*, si au cours du temps des communautés d'entreprises se dégagent en fonction de leurs densités de connectivités par rapport aux autres.

Afin d'avoir une meilleure compréhension des différentes étapes entreprises au sein de cette étude empirique, vous retrouverez le code qui fût établi au sein de *R studio* pour ce travail en annexe (annexe 3). A noter que seul le code de l'analyse dynamique lors de la période 2007-2009 pour l'ensemble des 61 sociétés choisies sera donné. En effet, concernant les codes propres aux entreprises issues de la sphère financière et non-financière, ceux-ci ne diffèrent que très peu.

4. Analyse empirique des réseaux construits

Nous débuterons l'analyse des différents résultats obtenus par une comparaison entre les deux échantillons sectoriels étudiés, à savoir celui propre au secteur financier et celui s'afférant au secteur non-financier. Une analyse graphique sera faite sur ces deux ci ainsi que sur les différentes données métriques propres aux réseaux telles que les niveaux des différentes sortes de degrés propres à chaque société, la moyenne ainsi que la variance de l'ensemble des degrés, le diamètre des réseaux, la centralité des nœuds ou encore la distance moyenne des arêtes propres à ces réseaux. Des conclusions et interprétations seront données à la fin de cette première analyse comparative.

a. Comparaison des deux sphères sectorielles :

- *Analyse d'un point de vue statique (2004-2015) :*

Lorsque nous procédons à une analyse graphique d'un réseau sur une telle période temporelle, il est important de bien choisir la longueur du retard (« Lag length » en anglais) que le test de Granger nous demande. Ce retard correspond en fait à la valeur retardée que nous voulons mettre au sein du test de Granger. Si nous prenons un retard de 1, dans ce cas-ci nous observerons si le résidu de l'entreprise i au temps t est causé par le résidu de l'entreprise j au temps $t-1$. Cependant, si nous décidons de prendre un retard égal à 2, nous procéderons alors à une étude de causalité sur i par j non plus en $t-1$ mais en $t-2$. Cette étude est importante car cela nous permet d'avoir un réseau étant plus proche de la réalité et mieux défini. Pour ce faire, il m'a donc fallu analyser au sein des deux réseaux, les degrés propres à chaque nœud en fonction du retard que j'implémentais au sein du test de Granger grâce au logiciel *R studio*. Les tableaux récapitulatifs et respectifs des deux sphères sectorielles sur l'étude du retard se trouvent à la page 43 et 44.

Tout d'abord, nous pouvons observer que peu importe le retard choisi, la somme totale des degrés propre à chaque nœud est toujours bien plus élevée au niveau de la sphère financière. Cela implique que d'un point de vue statique, le réseau de la sphère financière est toujours plus connecté que celui s'afférant à la sphère non financière.

Table 4: Etude du “Lag Length” sur la sphère non financière

Analyse des LAG sur Réseau sphère non financière 2004-2015										
Noms Sociétés	Lag 1	Lag2	Lag 3	Lag 4	Lag 5	Lag 6	Lag 7		Maximum	Minimum
Adecco	3	6	4	3	4	3	5		6	3
Ahold	4	7	5	3	3	5	4		7	3
Apple	6	9	7	5	6	2	3		9	2
ARM	2	4	5	9	5	3	3		9	2
Cisco	3	2	1	0	3	2	4		4	0
Elekta	4	4	2	2	3	6	7		7	2
Fresenius	3	3	5	6	6	4	3		6	3
GileadSciences	6	6	3	2	5	2	1		6	1
IBM	2	5	7	6	5	5	3		7	2
LafargeHolcim	6	7	8	7	6	6	5		8	5
LVMH	5	5	6	6	5	6	5		6	5
Michelin	8	4	5	5	7	7	8		8	4
Nestle	5	2	2	2	4	4	5		5	2
Novartis	2	2	4	1	0	3	2		4	0
Orpea	11	7	7	6	6	7	3		11	3
Pepsi	7	7	9	9	7	7	6		9	6
Publicis	5	4	3	4	3	4	6		6	3
Qualcomm	7	8	5	5	5	5	5		8	5
ReckittBenckiser	5	3	1	1	2	1	1		5	1
RocheHoldings	10	6	7	6	6	7	8		10	6
RollsRoyce	3	2	2	6	6	5	6		6	2
SaintGobain	4	4	4	2	3	1	4		4	1
SAP	0	2	5	6	5	5	5		6	0
Schlumberger	5	8	7	12	8	6	5		12	5
SchneiderElec	1	4	7	9	5	6	4		9	1
Solvay	4	4	7	8	8	10	8		10	4
Telenor	7	8	11	12	11	11	11		12	7
Unilever	7	6	9	7	6	7	6		9	6
Vinci	7	4	5	7	6	6	7		7	4
Volvo	5	2	4	10	7	6	7		10	2
Vopak	7	5	5	5	4	4	4		7	4
Somme	154	150	162	172	160	156	154			
Maximum	11	9	11	12	11	11	11			
Minimum	0	2	1	0	0	1	1			

Source: Estimations de l'étudiant via R studio et Excel

Table 5: Etude du "Lag Length" sur la sphère financière

Analyse des LAG sur Réseau sphère financière 2004-2015										
Noms Sociétés	Lag 1	Lag2	Lag 3	Lag 4	Lag 5	Lag 6	Lag 7		Maximum	Minimum
Aegon	11	15	16	19	19	17	21		21	11
Allianz	9	10	13	17	17	15	17		17	9
AssicurazioniG	4	12	11	13	9	9	14		14	4
Aviva	13	17	16	14	14	17	14		17	13
Axa	16	19	25	23	20	24	25		25	16
BancoBilbao	4	9	7	4	2	3	3		9	2
BancoSantander	7	8	7	6	3	2	4		8	2
Barclay	14	18	24	28	24	21	21		28	14
BNPParibas	14	24	30	33	22	24	22		33	14
CNPAssurances	13	11	15	20	19	15	15		20	11
Commerzbank	18	20	21	19	16	17	16		21	16
CreditAgricole	8	10	12	11	9	10	14		14	8
CreditSuisseGr	8	8	14	13	6	4	6		14	4
DanskeBank	9	11	16	22	25	20	20		25	9
DeutscheBank	17	21	19	18	20	16	15		21	15
Dexia	4	2	1	0	0	0	3		4	0
HSBC	12	17	17	15	17	12	14		17	12
INGGroep	12	12	15	10	14	18	16		18	10
IntesaSanpaolo	9	7	4	4	6	3	3		9	3
LegalGeneralG	14	17	17	19	20	20	19		20	14
LloydsBankingG	10	13	17	17	21	21	26		26	10
LondonStockEx	9	8	9	5	5	5	3		9	3
Natixis	10	12	9	12	13	16	15		16	9
NordeaBank	11	10	11	13	11	12	9		13	9
Prudential	11	11	11	10	13	11	9		13	9
RoyalBankofSc	15	19	24	25	24	26	24		26	15
SocieteGenera	6	7	2	4	5	5	7		7	2
StandardChart	7	10	15	15	14	12	13		15	7
UBSGroup	7	15	11	15	17	14	14		17	7
UniCredit	4	3	5	4	3	5	6		6	3
Somme	306	376	414	428	408	394	408			
Maximum	18	24	30	33	25	26	26			
Minimum	4	2	1	0	0	0	3			

Source: Estimations de l'étudiant via R studio et Excel

Toujours au niveau de la sphère financière, il est fort intéressant de constater que les sociétés présentant un haut niveau de degré total sont celles qui ont comme caractéristiques d’avoir une mesure *SRISK* fort élevée (voir table 2 dans la section précédente). En effet, si nous regardons les sociétés BNP Paribas, Deutsche Bank, Barclay ou encore HSBC, qui font parties des 5 sociétés présentant le plus haut niveau de *SRISK*, celles-ci restent fortement connectées au réseau peu importe le retard choisi. A l’inverse, concernant la société Dexia, qui de son côté est la société présentant un *SRISK* fort faible, nous observons que ses degrés restent toujours fort faibles.

En ce qui concerne le choix du retard pour ces deux réseaux statiques, j’ai choisi de prendre un retard 3 pour la sphère financière et sa contrepartie non-financière. Si je me suis orienté sur ces deux choix, c’est tout d’abord parce qu’il est déconseillé de prendre des retards trop faibles ou trop élevés. De plus, en ce qui concerne la sphère non-financière, les retards 4 et 5 ont la particularité qu’ils mettent respectivement hors-réseau les sociétés Cisco et Novartis, ce qui serait regrettable en terme d’analyse. Toujours concernant la sphère non-financière, j’ai préféré m’orienter sur un retard 3 car le réseau semble plus connecté qu’en retard 2. Enfin, pour ce qui est du réseau de la sphère financière, j’ai choisi de prendre un retard 3 pour les mêmes raisons que j’ai citées précédemment. En effet, concernant les retards 4, 5 et 6 on se retrouve en présence d’un réseau où la banque Dexia se trouve hors-réseau. Pour ce qui est du choix entre les retards 2 et 3, le réseau en retard 3 est plus connecté qu’en retard 2 ce qui est en lien avec les propos de Demirer, Diebold et Yilmaz (2014) qui affirmèrent qu’une institution financière présente au sein d’un système financier moderne présentera toujours des connexions assez élevées avec celui-ci.

Une fois cette étude de la longueur du retard accomplie, j’ai pu alors construire les matrices d’adjacence propres à ces deux échantillons d’entreprises au sein du logiciel *R studio* pour pouvoir ensuite mettre sur pied les réseaux s’y afférant. A titre d’exemple, vous pouvez retrouver la matrice d’adjacence relative à l’échantillon comportant les sociétés financières à la page suivante. Ces matrices ne nous apportent pas énormément d’information en terme d’analyse, surtout lorsque celles-ci deviennent très grandes. Ce sont plutôt des outils qui permettent la création de réseaux directionnels que nous allons analyser ci-après.

Figure 1: Représentation de la matrice d'adjacence sur l'échantillon propre à la sphère financière

	Aegon	Allianz	AssicurazioniGenerali	Aviva	Axa	BancoBilbao	BancoSantander	Barclay	BNPParibas	CNPAssurances	Commerzbank	CreditAgricole	CreditSuisseGroup	DanskeBank	DeutscheBank	Dexia	HSBC	INGGroep	IntesaSanpaolo	LegalGeneralGroup	LloydsBankingGroup	LondonStockExchangeGroup	Natixis	NordeaBank	Prudential	RoyalBankofScotlandGroup	SocieteGenerale	StandardChartered	UBSGroup	UniCredit
Aegon	0	0	1	1	1	0	0	1	1	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0
Allianz	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
AssicurazioniGenerali	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0
Aviva	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Axa	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	1	1	0	1	1	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	1
BancoBilbao	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
BancoSantander	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Barclay	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
BNPParibas	0	1	1	1	1	1	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	1	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0
CNPAssurances	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1
Commerzbank	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0
CreditAgricole	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CreditSuisseGroup	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
DanskeBank	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0
DeutscheBank	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0
Dexia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
HSBC	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0
INGGroep	1	1	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0
IntesaSanpaolo	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LegalGeneralGroup	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0
LloydsBankingGroup	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	1	0	1	0	0
LondonStockExchangeGroup	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
Natixis	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0
NordeaBank	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Prudential	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0
RoyalBankofScotlandGroup	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	1	1	1	0	0	1	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	1	1	0
SocieteGenerale	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
StandardChartered	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
UBSGroup	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
UniCredit	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0

Notes: les sociétés en ordonnées sont celles qui causent, au sens de Granger, les sociétés en abscisses. Lorsqu'il y a un 0, cela signifie qu'il n'y a pas de causalité sous une p-valeur de 5%. C'est le cas inverse lorsqu'il y a un 1. La diagonale de ces matrices sont définies par des 0.

Concernant l'analyse graphique, sous une vue statique, des deux réseaux – que vous retrouverez à la page suivante - respectifs à chaque secteur, ceux-ci ont été construits grâce à l'algorithme *Kamada Kawai*. Cet algorithme a pour particularité qu'il n'essaie pas de minimiser le nombre de connexions entre chaque nœud mais plutôt de minimiser la distance propre à chaque arête qui est établi entre les différents nœuds.

La première constatation que nous pouvons émettre entre ces deux réseaux, est qu'il y a une grande différence en terme de connectivité. En effet, nous pouvons remarquer que le nombre de liens entre les différentes entreprises est nettement plus fourni dans le secteur financier (207 liens) que son homologue non-financier (81 liens). De plus, le réseau propre au secteur financier a la particularité d'être beaucoup plus dense et rapproché impliquant une distance moyenne entre les différents nœuds de seulement 1,9975 par rapport au réseau non-financier ; 3,0752. Vous retrouverez ces mesures en-dessous des réseaux respectifs. Pour ce qui est de l'interprétation, j'y reviendrai plus en détail à la fin de cette section comparative. Cependant, il est déjà possible de mettre en avant le fait que le secteur financier est plus susceptible de connaître une propagation rapide d'un possible choc systémique au travers de cette représentation graphique.

Toujours d'un point de vue graphique, on remarquera que le réseau propre au secteur non-financier présente deux sociétés qui sont fort éloignées de l'ensemble du réseau, ne présentant qu'une seule connexion avec l'ensemble du réseau. Celles-ci sont Cisco et Reckitt Benckiser. Concernant la sphère financière, on observera que la banque Dexia se retrouve seule au sein du réseau, ne causant qu'une seule institution financière à savoir, UniCredit. En effet, l'arête reliant les deux sociétés a comme caractéristique quelle va de la banque Dexia vers l'institutions UniCredit.

Enfin, en regardant ces deux réseaux, on constatera qu'un noyau se crée au sein de ceux-ci. Effectivement, si l'on se concentre sur la sphère financière, on peut remarquer qu'un noyau d'institutions fort connecté est présent au sein du réseau : celui-ci peut se définir comme un rectangle avec pour extrémités les institutions Natixis, Nordea Bank, Allianz et Prudential. Vous remarquerez d'ailleurs, qu'au sein de ce noyau, les nœuds propres à chaque entreprise sont de manière générale, plus grands que les autres. Ceci est dû au fait qu'elles

présentent un niveau de degré total plus élevé. Pour ce qui est du réseau propre au secteur non-financier, il est aussi possible de mettre en avant un possible noyau d'entreprises plus connectées, même si le réseau à l'air plus homogène en terme de connectivité.

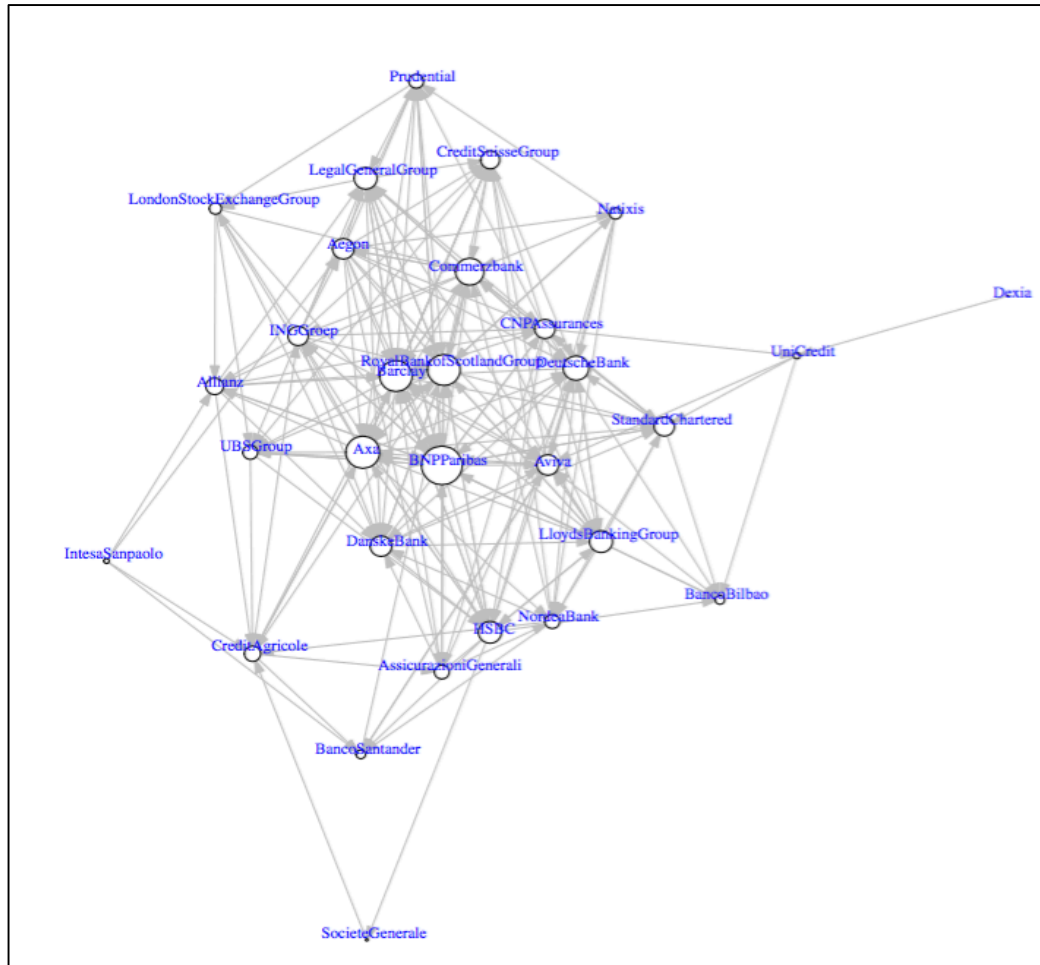
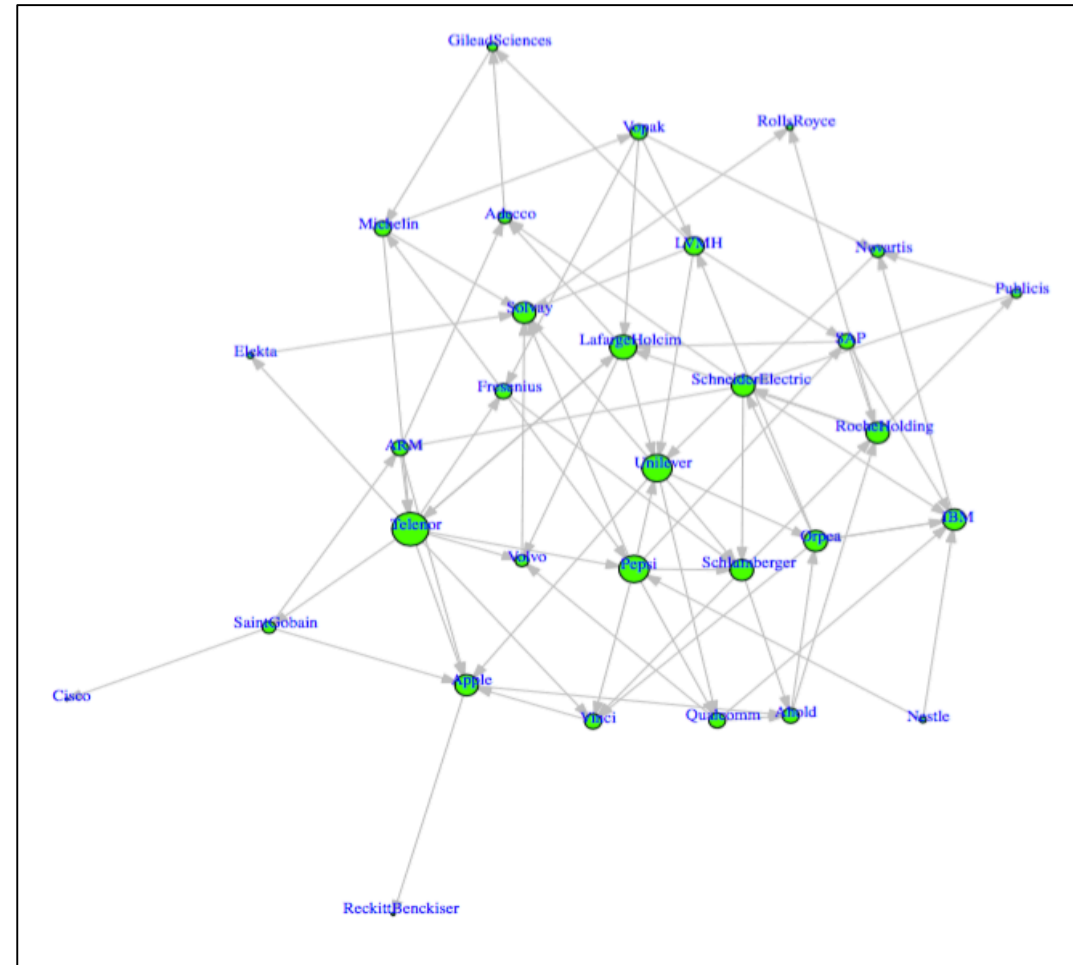


Figure 3: Réseau propre au secteur non-financier entre 2004-2015



Densité	0,2379	Densité	0,08709
Diamètre	5	Diamètre	7
Distance moyenne	1,9975	Distance moyenne	3,0752
Société la plus centrale	BNP Paribas	Société la plus centrale	Telenor
Société la moins centrale	Dexia	Société(s) la/les moins centrale(s)	Cisco & Reckitt Benckiser

Ce noyau en question peut à son tour être défini par un rectangle avec pour extrémités les sociétés Apple, Michelin, IBM et Ahold. A nouveau, au sein de cette aire, les nœuds sont plus gros dû à leur plus haute connectivité. Cependant, afin d’avoir une meilleure vision de ces possibles noyaux forts connectés, j’ai entrepris une nouvelle étude sur ces réseaux qui est celle des communautés. Je reviendrai sur cette étude un peu plus tard au sein de cette partie.

Afin d’avoir une meilleure idée de la connectivité présente au sein de ces deux réseaux entre 2004 et 2015, il est important de s’attarder un instant sur les différentes mesures

Table 6: Analyse des degrés sphère non-financière approche statique			
2004-2015			
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT
Telenor	11	3	8
Pepsi	9	3	6
Unilever	9	4	5
LafargeHolcim	8	4	4
Apple	7	5	2
IBM	7	5	2
Orpea	7	3	4
RocheHolding	7	3	4
Schlumberger	7	4	3
SchneiderElectric	7	3	4
Solvay	7	6	1
LVMH	6	2	4
Ahold	5	3	2
ARM	5	2	3
Fresenius	5	2	3
Michelin	5	2	3
Qualcomm	5	2	3
SAP	5	2	3
Vinci	5	4	1
Vopak	5	1	4
Adecco	4	3	1
Novartis	4	3	1
SaintGobain	4	1	3
Volvo	4	3	1
GileadSciences	3	2	1
Publicis	3	1	2
Elekta	2	1	1
Nestle	2	0	2
RollsRoyce	2	2	0
Cisco	1	1	0
ReckittBenckiser	1	1	0
Somme	162	81	81
Moyenne	5,2258065	2,612903226	2,612903226
Variance	5,8473118	1,911827957	3,311827957
Minimum	1	0	0
Maximum	11	6	8

propres aux degrés des différentes entreprises de ces réseaux. Lorsque l’on observe le montant total des degrés propre au secteur non-financier, celui-ci est de 162. Si nous mettons ce montant en parallèle avec le nombre de connections totales possible au sein de ce réseau, qui est de 1860 ($2 \times (31 \times (31-1))$), il est clair que cela ne représente pas une grande proportion (8%) de la connectivité possible à atteindre. Concernant le positionnement des sociétés relatif à leur niveau de degré, nous voyons bien que la société norvégienne Telenor, active dans l’industrie de la téléphonie, est celle qui présente le plus haut niveau de connectivité. Viennent ensuite les sociétés Pepsi, Unilever, Lafarge Holcim, Apple, IBM, Orpea, Roche Holding, Schlumberger, Schneider Electric et Solvay, qui ont un niveau de degré toujours plus élevé que la moyenne. Concernant les sociétés les moins connectées, nous retrouvons bien les deux entreprises Cisco et Reckitt Benckiser, qui étaient fort excentrées du réseau, d’un point de

vue graphique. Avant elles, nous constatons que les sociétés Gilead Sciences, Publicis, Elekta, Nestle et Rolls-Royce ont un niveau de connectivité qui est en-dessous de la moyenne de

l'ensemble du réseau. Nous pouvons aussi observer que la variance relative à la distribution des degrés est fort proche de la moyenne. Nous ne sommes donc pas en présence d'une grande volatilité vis-à-vis de cette distribution. Vous pouvez d'ailleurs retrouver en annexe (annexe 1.1.1 d), l'histogramme propre à la distribution des degrés totaux de cette analyse statique de la sphère non-financière qui présente une distribution plus ou moins symétrique par rapport à sa moyenne.

Concernant les degrés entrants et sortants de ce réseau en lien avec la sphère non-financière, nous remarquons tout d'abord que les moyennes respectives diminuent (2,613). Les variances respectives font de même avec cependant une variance plus faible pour ce qui est des degrés entrants (1,912) par rapport à celle des degrés sortants (3,312). Concernant cette dernière, elle est donc plus élevée que sa moyenne, impliquant une distribution plus étalée des degrés sortants. En effet, lorsque l'on observe la colonne des degrés entrants, nous constatons que se sont les deux géants américains de l'industrie technologique, à savoir, IBM et Apple qui ont le niveau le plus élevé. Ces deux sociétés sont donc mieux estimées, au sens de Granger, par l'ensemble de l'échantillon sélectionné. A l'opposé, c'est la société Nestlé qui figure en bas de l'échelle, n'ayant aucun degré entrant au sein du réseau. Enfin, 6 sociétés n'ont qu'un seul lien entrant, qui sont Cisco, Reckitt Benckiser, Elekta, Publicis, Saint-Gobain et Vopak. Du point de vue des degrés sortants, qui sont ceux qui causent en sens de Granger, c'est la société Telenor qui est en tête (8). Elle est donc celle qui cause le plus au sein du réseau. Apple se retrouve d'ailleurs parmi les sociétés qui sont mieux estimées par Telenor. Les entreprises présentant le niveau le plus faible en terme de degrés sortants sont, Cisco, Reckitt Benckiser et Rolls-Royce, qui n'ont aucun lien sortant vers le réseau. Pour ce qui est de la distribution de ces deux types degrés, vous pourrez les observer au sein des annexes (annexe 1.1.1) et remarquer qu'elles présentent toutes les deux une distribution asymétrique positive, impliquant une plus grande part d'entreprises ayant de faible degrés entrants et sortants, et quelques sociétés affichant une connectivité plus importante avec le réseau.

Pour ce qui est de la centralité des différentes entreprises non-financières, celle-ci reflète ce que nous venons d'analyser par rapport aux degrés ainsi que par rapport à l'analyse graphique que nous avons effectué ci-dessus.

Table 7: Analyse de la centralité des noeuds sphère non-financière approche statique

2004-2015	
Noms Sociétés	Centralité des noeuds
Telenor	187
Orpea	121
LafargeHolcim	119
RocheHolding	112
Ahold	91
Michelin	90
Unilever	89
Apple	77
SchneiderElectric	77
LVMH	69
GileadSciences	63
Pepsi	57
ARM	54
Schlumberger	49
SAP	42
IBM	36
SaintGobain	30
Vopak	25
Fresenius	21
Adecco	20
Novartis	19
Solvay	17
Qualcomm	15
Vinci	12
Volvo	5
Publicis	4
Elekta	1
Cisco	0
Nestle	0
ReckittBenckiser	0
RollsRoyce	0

Table 8: Analyse des degrés sphère financière approche statique

2004-2015			
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT
BNPParibas	30	14	16
Axa	25	11	14
Barclay	24	13	11
RoyalBankofScotlandGroup	24	12	12
Commerzbank	21	11	10
DeutscheBank	19	12	7
HSBC	17	10	7
LegalGeneralGroup	17	8	9
LloydsBankingGroup	17	8	9
Aegon	16	3	13
Aviva	16	10	6
DanskeBank	16	10	6
CNPAssurances	15	7	8
INGGroep	15	4	11
StandardChartered	15	9	6
CreditSuisseGroup	14	9	5
Allianz	13	7	6
CreditAgricole	12	8	4
AssicurazioniGenerali	11	4	7
NordeaBank	11	6	5
Prudential	11	5	6
UBSGroup	11	7	4
LondonStockExchangeGroup	9	4	5
Natixis	9	2	7
BancoBilbao	7	5	2
BancoSantander	7	5	2
UniCredit	5	2	3
IntesaSanpaolo	4	0	4
SocieteGenerale	2	1	1
Dexia	1	0	1
Somme	414	207	207
Moyenne	13,8	6,9	6,9
Variance	47,4068966	15,3344828	14,57586207
Minimum	1	0	1
Maximum	30	14	16

En effet, nous observons bien que la société Telenor détient la place la plus centrale au sein du réseau, suivie majoritairement par les sociétés qui présentaient un niveau de degré total assez élevé mais avec cependant quelques changements. Effectivement, nous pouvons remarquer que les sociétés IBM, Pepsi et Solvay qui étaient des sociétés fort connectées, ne montrent pas spécialement une centralité exacerbée au sein du réseau, mettant en avant le fait que les connexions qui leurs sont propres sont assez longues en terme de distance. Par contre, de nouvelles sociétés se montrent plus centrales, telles que Ahold et Michelin, qui se situaient au milieu du classement par rapport à leur niveau de degré total. Pour ce qui est des sociétés moins centrales au réseau, celles-ci sont sans surprises les mêmes sociétés qui étaient peu connectées au réseau.

Qu'en est-il de la sphère financière ?

Tout d'abord, nous pouvons remarquer que la somme totale des degrés de chaque entreprise est bien plus élevée que celle du secteur non-financier. En effet, celle-ci s'évalue à 414, ce qui, relativement au nombre total de connexions possibles qui est de 870 ($2 \times (30 \times (30-1))$), constitue 23% de l'ensemble des connexions possibles. Nous voyons donc ici, que le système financier est nettement plus connecté, impliquant ainsi une caractérisation plus forte quant à la propagation possible d'un choc

systemique. En ce qui concerne les institutions financières les plus connectées, 16 d'entre elles ont un niveau de degré total plus élevé que la moyenne de l'échantillon. A nouveau, il est intéressant de mentionner que parmi les 7 premières institutions financières présentant un haut niveau de degré, 6 d'entre elles sont les sociétés financières européennes présentant un haut montant *SRISK*. Il s'agit de BNP Paribas, Barclay, Royal Bank of Scotland, Commerzbank, Deutsche Bank et HSBC. Pour ce qui est du bas du classement concernant le niveau de degré, nous retrouvons Dexia qui se manifestait comme étant fortement excentrée du réseau ainsi que la Société Générale. Enfin, nous pouvons aussi observer que la variance relative à la distribution des degrés, est nettement plus élevée que celle relative au secteur non-financier, impliquant qu'au sein de la sphère financière, une grande disparité en terme de connectivité est présente (voir annexe 1.1.1 a).

Du côté des degrés entrants et sortants, bien évidemment, leurs montants totaux restent plus élevés que le secteur non-financier. Nous constatons aussi que l'institution financière française BNP Paribas, est non seulement celle qui a le plus haut niveau de degré entrant, mais elle est aussi celle qui a le montant le plus élevé pour ce qui est des degrés sortants. Qu'est-ce que cela signifie ? Cela met en avant le fait que BNP Paribas est d'une part, l'institution financière qui est la plus causée au sens de Granger par d'autres institutions financières européennes. Elle serait donc « mieux estimée par ces compères européens ». D'autre part, elle est aussi la banque européenne qui cause le plus au sein du réseau financier défini. En d'autre terme, et comme mentionné précédemment, BNP Paribas a une empreinte forte sur l'évaluation d'autres institutions financières européennes, ce qui la positionne comme une entité qui pourrait être une véritable source de propagation d'un possible choc sur le système financier. Concernant les autres institutions financières, il est intéressant de remarquer que plus de la moitié d'entre elles (17 sur 30) ont un niveau de degré entrant supérieur à la moyenne de l'échantillon. Cela met en avant le fait qu'une large proportion du système financier que j'ai choisi est en partie mieux estimé par lui-même entre 2004 et 2015. Le même phénomène se reproduit vis-à-vis des degrés sortants. En effet, si nous comptons le nombre de sociétés comprises dans et au-dessus de la moyenne relative à ce type de degré, 19 d'entre elles sont concernées. Cela met en avant le fait que la plupart du système se cause lui-même ce qui peut être dangereux lors de chocs financiers.

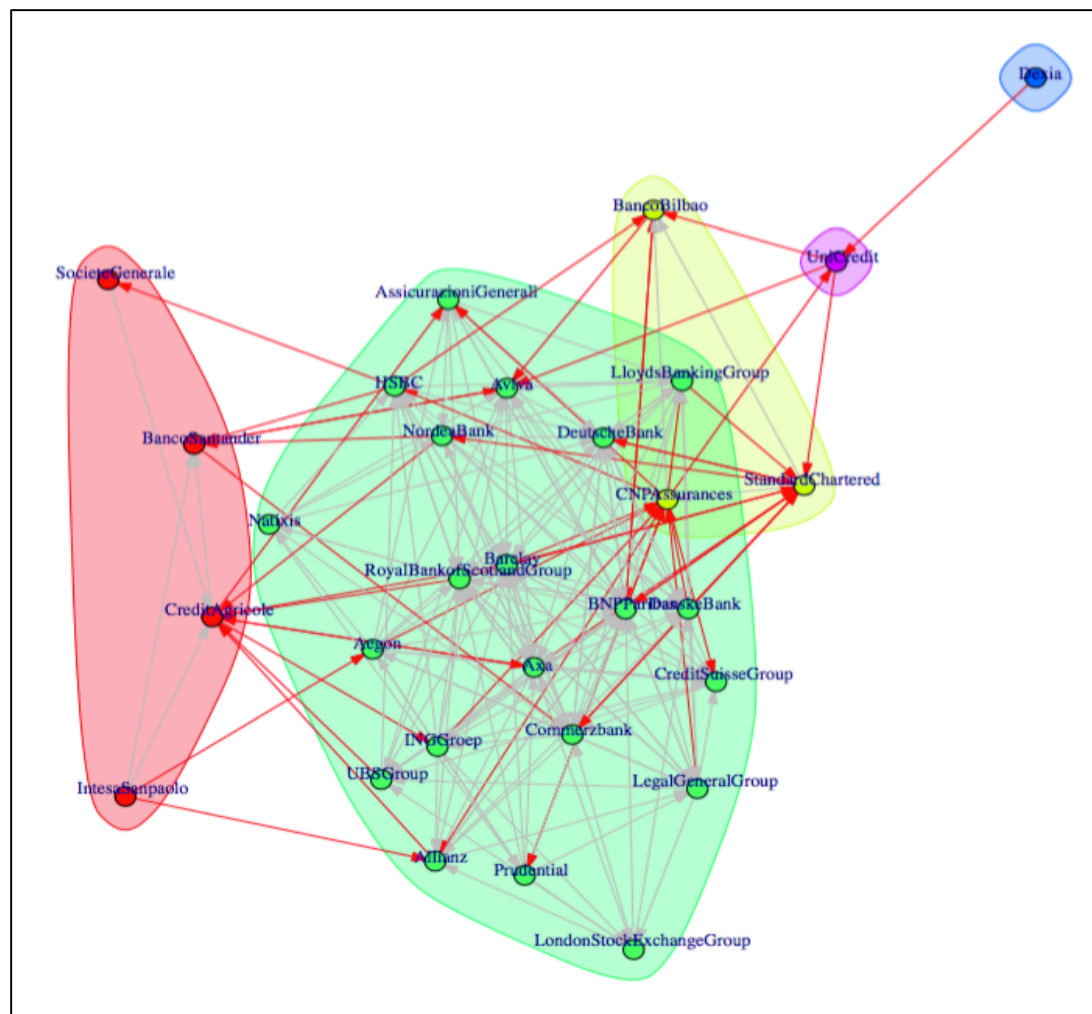
Table 9: Analyse de la centralité des noeuds
sphère financière approche statique

2004-2015	
Noms Sociétés	Centralité des noeuds
BNPParibas	107
Commerzbank	72
Axa	69
RoyalBankofScotlandGroup	53
HSBC	47
Aviva	45
CNPAssurances	45
Barclay	44
CreditAgricole	43
StandardChartered	35
INGGroep	31
UniCredit	27
Aegon	25
DanskeBank	22
DeutscheBank	18
LloydsBankingGroup	18
LegalGeneralGroup	15
Allianz	13
AssicurazioniGenerali	13
NordeaBank	12
CreditSuisseGroup	10
Prudential	7
UBSGroup	7
BancoBilbao	6
BancoSantander	6
LondonStockExchangeGroup	2
Natixis	2
Dexia	0
IntesaSanpaolo	0
SocieteGenerale	0

Enfin, lorsque l'on analyse la centralité des différentes sociétés financières, nous voyons bien que les sociétés les plus connectées sont celles figurant dans le haut du tableau. Cela appuie d'ailleurs notre vision graphique de base, qui était celle comme quoi nous étions en présence d'un noyau d'entreprise fort connecté au centre du réseau.

Cependant, afin d'avoir une meilleure vision quant à la création de possibles groupes d'entreprises au sein d'un même réseau, j'ai, comme mentionné précédemment, entrepris une nouvelle étude graphique de ces réseaux qui est celle des communautés. La construction graphique pour ces deux réseaux comprenant des communautés – que vous retrouverez à la page suivante -, a été effectuée grâce à l'algorithme *walktrap.community* au sein du logiciel *R studio*. Cet algorithme est une approche basée sur les marches aléatoires (« *random walk* »). L'idée générale est que si vous effectuez une marche aléatoire au sein du réseau, les marches en question sont plus susceptibles de rester au sein d'une même communauté, car il y a seulement quelques liens entre quelques nœuds qui mènent en dehors d'une communauté donnée. L'algorithme Walktrap établi de courtes marches aléatoires de 3-4-5 étapes (en fonction de l'un de ses paramètres) et utilise les résultats de ces marches aléatoires pour fusionner des communautés séparées de manière ascendante (bottom-up). Il essaie donc de garder des communautés denses entre elles. Ainsi, il est donc possible de construire un réseau avec différentes communautés.

Figure 4: Réseau propre au secteur financier avec communautés 2004-2015



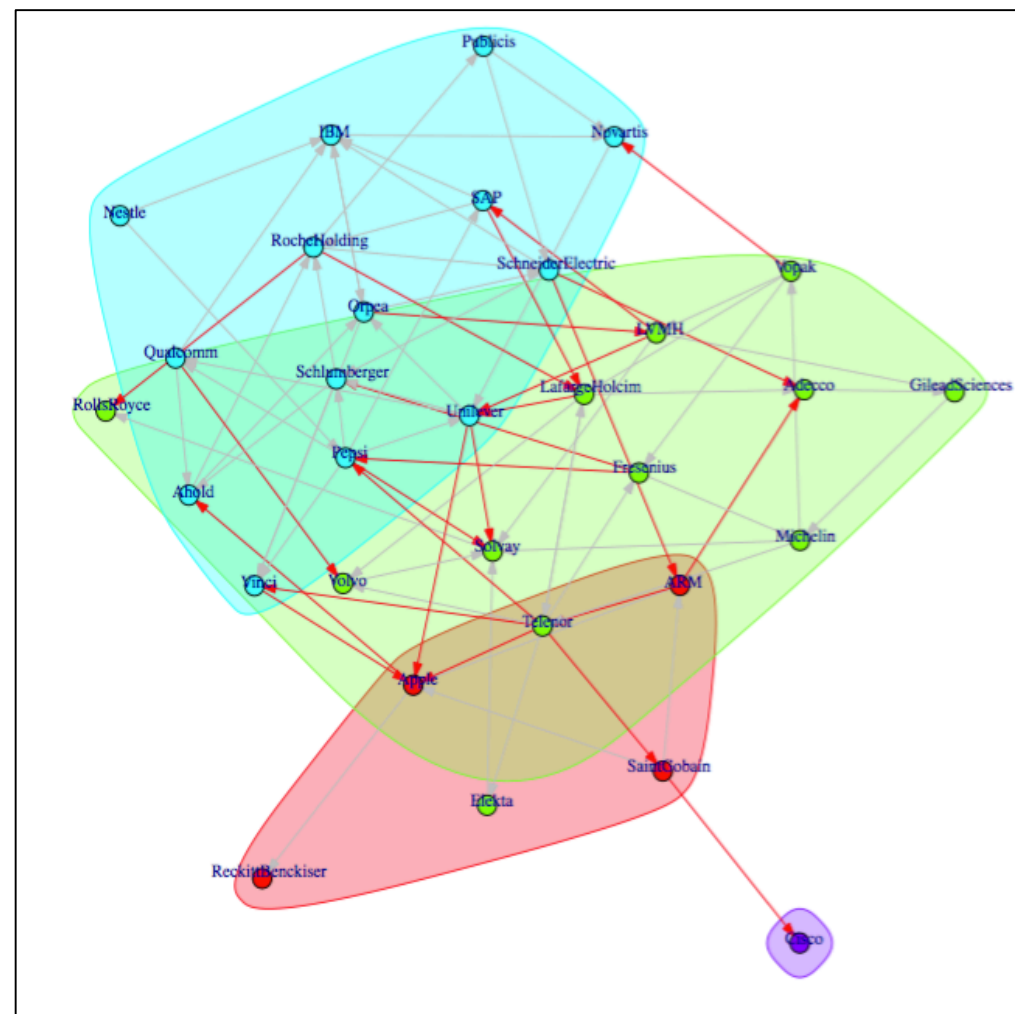
Nombre de communautés

5

Modularité

0,04819

Figure 5: Réseau propre au secteur non-financier avec communautés 2004-2015



Nombre de communautés

4

Modularité

0,27762

Si nous comparons les deux réseaux respectifs aux différents secteurs, nous pouvons tout d'abord constater qu'il y a 5 communautés pour le secteur financier et 4 pour le secteur non-financier. Ensuite, il est intéressant d'analyser la modularité propre à chacun de ces réseaux communautaires. Cette mesure a pour objectif de mesurer l'efficacité d'un ensemble de nœuds au regard de la densité des liens présents au sein d'un groupe de nœud, et du nombre de liens construits avec les autres groupes, ainsi que par rapport au degré des nœuds pris en compte. La modularité peut prendre une valeur comprise entre -1 – où toutes les arêtes sont intercommunautaires - et 1 – où toutes les arêtes sont intracommunautaires. La modularité vaut zéro pour la partition grossière d'un réseau et lorsque cette dernière est aléatoire. D'après Newman *et al.* (2010), les valeurs de modularité pour des réseaux ayant des structures de communauté s'étalent généralement de 0,3 à 0,7. Des valeurs supérieures sont rarement observées. Enfin, si le nombre d'arêtes intragroupes (reliant deux arêtes du même groupe) est inférieur au nombre d'arêtes attendues dans un graphe faisant l'objet d'une distribution aléatoire, alors la modularité est négative⁹. Ainsi, pour le réseau propre à la sphère financière, la modularité est égale à 0,04819, impliquant que la disposition des communautés est assez grossière. En effet, vu la forte connectivité présente au sein du réseau, il est difficile de séparer de manière précise l'ensemble des institutions financières présentes au sein de celui-ci. Concernant la sphère non-financière, sa modularité est plus élevée, 0,27762, impliquant que la partition communautaire a plus de sens au sein de ce réseau.

De plus, il est possible d'observer au niveau de la sphère financière, qu'une grande communauté se démarque. Celle-ci se compose de 21 institutions financières qui sont majoritairement des sociétés ayant comme caractéristique d'avoir une mesure *SRISK* élevée. Nous pouvons aussi remarquer que la connectivité intracommunautaire à cette grande communauté est importante. En effet, cela peut s'observer par les couleurs des arêtes présentes au sein du réseau : si celles-ci sont grises, il s'agit alors de connexions intracommunautaires. Par contre, si celles-ci sont rouges, nous sommes en présence de connexions intercommunautaires. A côté de cette grande communauté, deux autres plus petites communautés se définissent. L'une comportant les institutions Crédit Agricole, la

⁹ David Combe (2013). Détection de communautés dans les réseaux d'information utilisant liens et attributs. Intelligence artificielle [cs.AI]. Université Jean Monnet - Saint-Etienne, France, p. 55-57

Société Générale, la Banco Santander et l'Intesa Sanpaolo et l'autre regroupant les institutions Standard Chartered, CNP Assurances, et Banco Bilbao. Cette dernière communauté donne aussi la possibilité à l'institution UniCredit d'être connectée au réseau, qui en fait de même pour la banque Dexia. Il est intéressant de remarquer que ces deux groupes de 4 et 3 institutions financières sont positionnés de part et d'autre du réseau, n'ayant aucune connexion intercommunautaire commune et étant majoritairement causées par des institutions financières présentes au sein de la plus grande des 5 communautés.

Concernant le réseau propre au secteur non-financier, il en ressort non pas une, mais deux grandes communautés. Celles-ci contiennent respectivement 12 et 14 sociétés. Ces deux grands sous-groupes présentent les entreprises ayant un niveau de degré fort élevé, à l'exception de Nestlé, Rolls-Royce et Elekta qui se situent aux extrémités de ces deux communautés. Mais cette représentation graphique a aussi pour intérêt qu'elle met en avant une zone « mixte » où les deux grandes communautés s'entrecroisent. Les sociétés étant présentes au sein de cette zone ont comme caractéristique qu'elles sont forts intégrées et centrales (voir Table 7 à la page 52) au réseau mais elles présentent aussi un nombre important de connexions intercommunautaires. On retrouve enfin une troisième communauté comportant 4 sociétés à savoir, Apple, ARM, Saint-Gobain et Reckitt Benckiser. Cette dernière communauté permet à la société Cisco d'être rattachée au réseau grâce au fait qu'elle soit causée, au sens de Granger, par Saint-Gobain.

- *Analyse d'un point de vue dynamique :*

A ce stade-ci, nous avons donc déjà une première vision comparative entre les deux réseaux d'un point de vue statique. Celle-ci a pu mettre en évidence le fait que la sphère financière européenne est nettement plus connectée que son homologue non-financière. Cependant, il serait intéressant d'analyser et d'observer comment ces deux réseaux évoluent à travers le temps entre 2004 et 2015. Pour se faire, j'ai donc décidé de couper cette période en 4 périodes de 3 ans, comme mentionné précédemment au sein de ma méthodologie d'analyse des données. Ainsi, on a donc 4 périodes regroupant chacune 36 observations mensuelles.

Afin d'avoir une meilleure vision par rapport à l'évolution de ces réseaux à travers le temps, vous retrouverez les réseaux graphiques concernés à la fin de chaque section propre à une période. Attention, dans le cadre de cette analyse dynamique, la longueur du retard choisie est ici de 1.

➤ 2004-2006 :

Concernant cette période qui peut être vue comme « l'avant crise financière de 2007-2009 », on peut observer que les deux réseaux se comportent de manière assez identique. En effet, on remarquera tout d'abord que dans les deux cas, plusieurs entreprises se retrouvent déconnectées du réseau : 6 sociétés du côté de la sphère financière (Commerzbank, Assicurazioni Generali, Standard Chartered, London Stock Exchange Group, Deutsche Bank et Aegon) et 5 au sein du secteur non-financier (Orpea, Telenor, Unilever, Vinci et SAP). Au niveau des mesures relatives à ces deux réseaux, on peut constater que le réseau financier démontre toujours des facteurs d'intégrité et de connectivité un peu plus élevés que le secteur non-financier. En effet, les diamètres respectifs sont de 6 pour le réseau financier et de 8 pour son voisin. Pour rappel, au plus la valeur du diamètre d'un réseau est petite, au plus cela correspond à un réseau démontrant une connectivité plus élevée. De plus, on observe aussi que la densité ainsi que la distance moyenne des chemins au sein des réseaux sont à l'avantage de la sphère financière en terme de connectivité. La densité de celle-ci est de 0,05402 contre 0,0462 pour le secteur non-financier, et la distance moyenne des arêtes du réseau financier est de 2,48 contre 3,687 pour son homologue. Cela met donc en avant qu'en 2004-2006, le secteur financier reste tout de même celui qui affiche une plus grande connectivité et peut donc être plus vulnérable suite à un possible choc pouvant dès lors avoir un effet de contagion plus rapide.

Du point de vue de la connectivité propre aux entreprises présentes au sein de ces deux réseaux, on remarquera que les institutions financières Crédit Suisse Group, Legal & General Group, la Danske Bank, Axa, la Royal Bank of Scotland, Banco Santander, Nordea Bank et Intesa Sanpaolo sont celles qui affichent les nœuds les plus gros en taille et ont l'air de former un groupe fort connecté et central au réseau. Du côté du secteur de « l'économie réelle », la société Solvay se montre fort connectée suivie par les entreprises LVMH, ARM et

Fresenius. Ces 4 sociétés forment elles aussi, un noyau plus connecté relativement à l'ensemble du réseau. Pour rappel, la taille des nœuds est relative à l'importance du degré des entreprises au sein de leur réseau. Important de constater aussi qu'au niveau du réseau financier les sociétés forment un réseau plus compact même si les sociétés Barclay et Banco Bilbao n'affichent qu'une seule connexion de causalité vis-à-vis de Legal & General Group. Du côté du réseau non-financier, la société Qualcomm se montre nettement plus excentrée du réseau rendant celui-ci moins compact. Cela se traduit d'ailleurs par un diamètre plus important concernant ce réseau.

Pour ce qui est des distributions des différentes sortes de degrés propres à chaque

Table 10: Analyse des degrés sphère financière approche dynamique 2004-2006

2004-2006			
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT
CreditSuisseGroup	7	3	4
LegalGeneralGroup	7	2	5
DanskeBank	6	5	1
Allianz	5	4	1
Axa	5	2	3
BancoSantander	5	4	1
Prudential	5	4	1
RoyalBankofScotlandGroup	5	2	3
UniCredit	5	4	1
IntesaSanpaolo	4	1	3
Natixis	4	1	3
NordeaBank	4	4	0
UBSGroup	4	0	4
Aviva	3	1	2
CNPAssurances	3	3	0
CreditAgricole	3	0	3
Dexia	3	3	0
HSBC	3	0	3
INGGroep	3	0	3
LloydsBankingGroup	3	3	0
SocieteGenerale	3	0	3
BNPParibas	2	0	2
BancoBilbao	1	0	1
Barclay	1	1	0
Aegon	0	0	0
AssicurazioniGenerali	0	0	0
Commerzbank	0	0	0
DeutscheBank	0	0	0
LondonStockExchangeGroup	0	0	0
StandardChartered	0	0	0
Somme	94	47	47
Moyenne	3,13333333	1,56666667	1,56666667
Variance	4,53333333	2,87471264	2,391954023
Minimum	0	0	0
Maximum	7	5	5

Table 11: Analyse des degrés sphère non-financière approche dynamique 2004-2006

2004-2006			
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT
Solvay	7	5	2
ARM	5	2	3
LVMH	5	2	3
Fresenius	4	2	2
IBM	4	1	3
Pepsi	4	1	3
SaintGobain	4	1	3
Schlumberger	4	2	2
Vopak	4	3	1
Ahold	3	1	2
Apple	3	2	1
Cisco	3	1	2
Elektro	3	2	1
Michelin	3	0	3
Nestle	3	1	2
Novartis	3	2	1
ReckittBenckiser	3	3	0
RocheHolding	3	2	1
RollsRoyce	3	3	0
SchneiderElectric	3	2	1
Volvo	3	2	1
Adecco	2	0	2
GileadSciences	2	1	1
LafargeHolcim	2	0	2
Publicis	2	1	1
Qualcomm	1	1	0
Orpea	0	0	0
SAP	0	0	0
Telenor	0	0	0
Unilever	0	0	0
Vinci	0	0	0
Somme	86	43	43
Moyenne	2,774194	1,38709677	1,387096774
Variance	2,713978	1,37849462	1,178494624
Minimum	0	0	0
Maximum	7	5	3

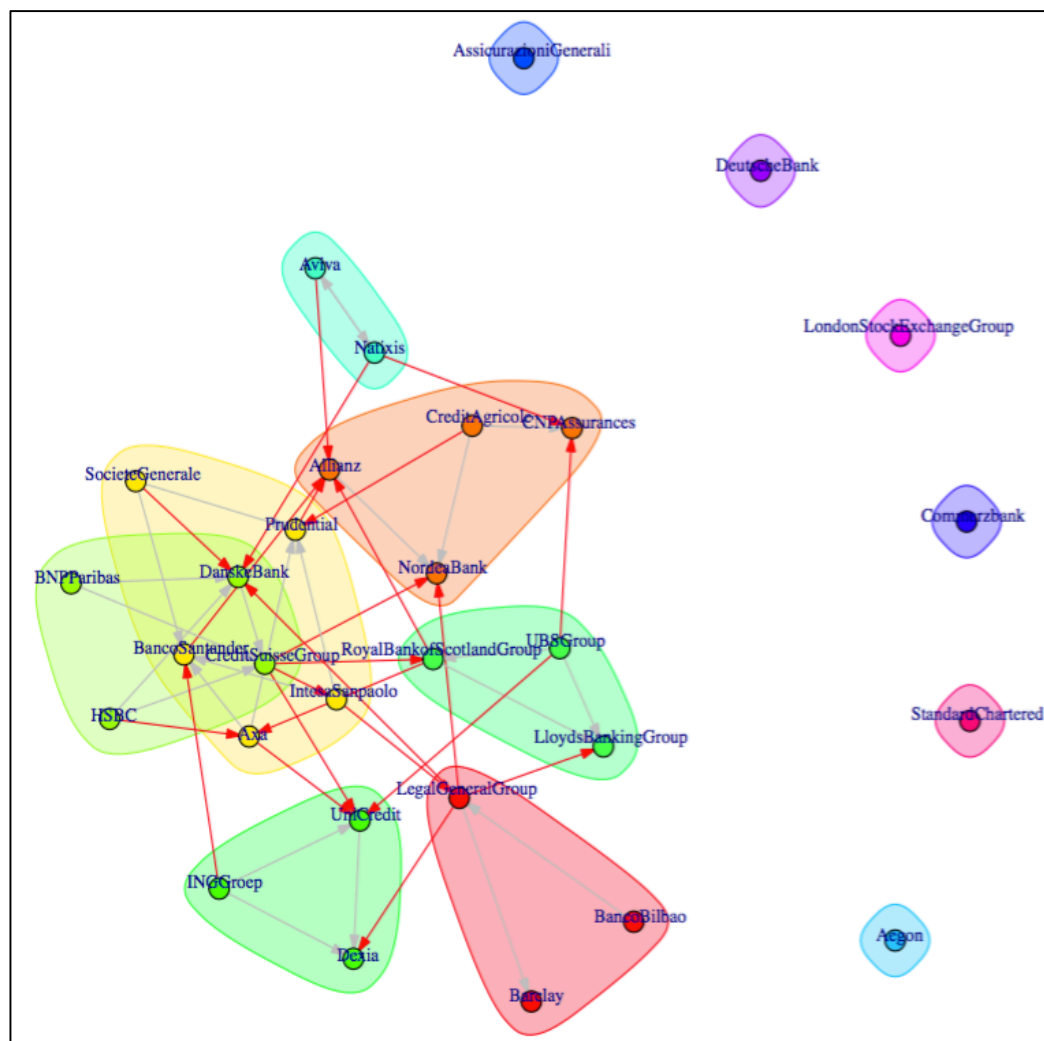
réseau, celles-ci affichent toutes une moyenne fort faible. La plus élevée étant attribuée aux degrés totaux de la sphère financière. On remarquera aussi que les distributions relatives à chaque type de degré affichent des variances fort faibles avec, à nouveau, la plus élevée

attribuée aux degrés totaux du secteur financier. Vous retrouverez les histogrammes respectifs en annexes pour une meilleure lisibilité (annexe 1.1.2).

Du côté de la centralité des sociétés, notre analyse concernant la formation d'un sous-groupe fort connecté au sein de la sphère financière se vérifie par les données quantitatives propres à la centralité. Il en va de même pour le secteur non-financier. Vous retrouverez les tableaux respectifs en annexe (annexe 1.4).

Enfin, pour ce qui est de la création de possibles communautés au sein de ces deux réseaux, on observera qu'ils s'en dégagent plusieurs, impliquant plusieurs sous-groupes aux densités assez importantes. On en dénombre 7 différentes au sein du secteur non-financier et 8 pour ce qui est de la finance européenne. Il est intéressant de remarquer que les sociétés étant les plus centrales à leur réseau (voir annexe 1.4), sont celles qui dégagent ou causent le plus de connexions intercommunautaires. Effectivement, si l'on regarde le réseau propre à la finance européenne, nous pouvons observer que les institutions comme Crédit Suisse Group, Danske Bank, Axa, Intesa Sanpaolo et Legal & General Group ont non seulement des connexions « grises » qui sont intracommunautaires mais aussi des « rouges », qui permettent ainsi à ces sociétés d'être présentes sur plus ou moins l'ensemble du réseau directement. Il en est de même pour le secteur non-financier, avec cependant une nette différence qui est celle que seule les deux sociétés Solvay et ARM ont une telle faculté à être présentes en terme de lien de causalité, sur l'ensemble du réseau.

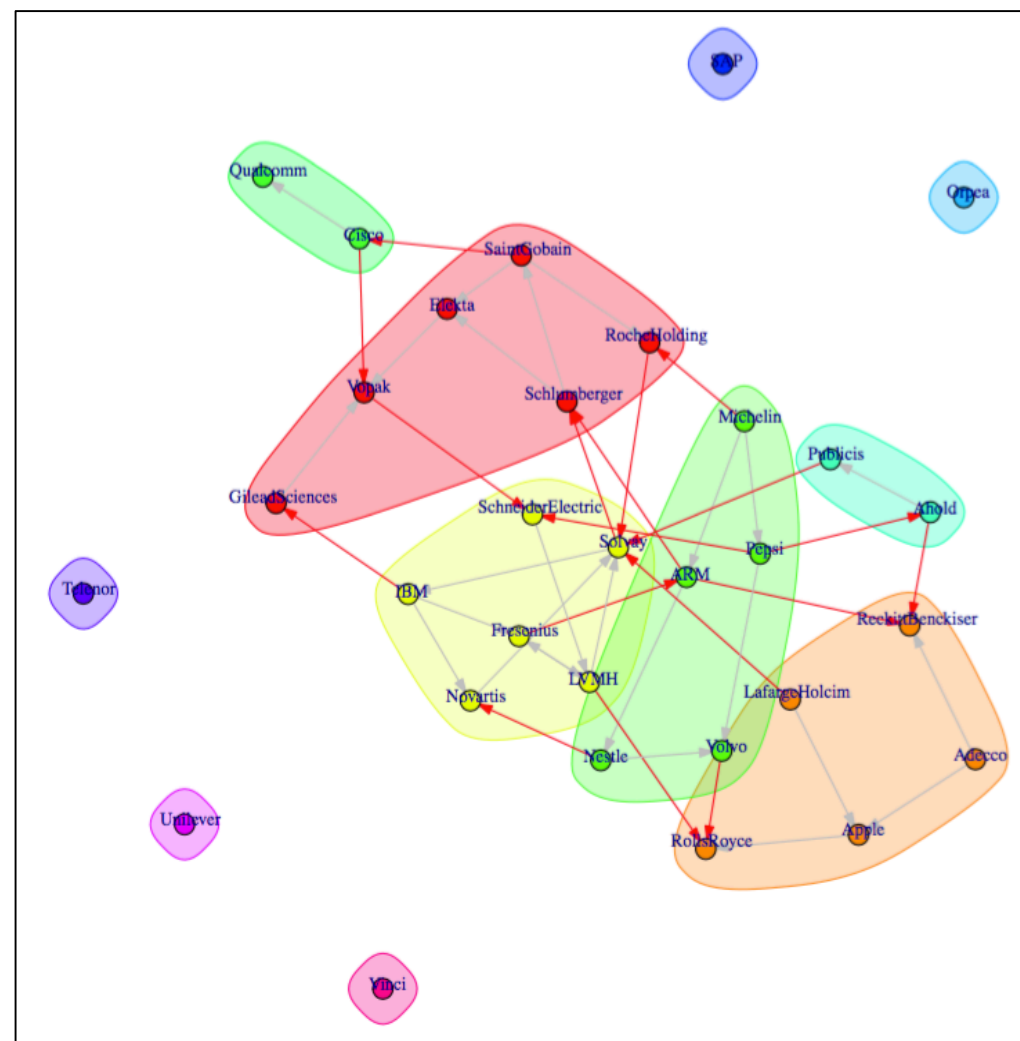
Figure 8: Réseau propre au secteur financier avec communautés 2004-2006



Nombre de communautés 8

Modularité 0,349

Figure 9: Réseau propre au secteur non-financier avec communautés 2004-2006



Nombre de communautés 7

Modularité 0,364

➤ 2007-2009 :

Concernant cette période, qui est celle durant laquelle la crise financière de 2007-2009 a eu lieu, nous allons pouvoir observer que les choses ont bien évolué du point de vue de nos deux différents réseaux. En effet, la première chose que l'on peut remarquer, c'est que les deux réseaux affichent une connexion plus accrue que la période précédente. D'ailleurs, au niveau du secteur financier, le réseau se veut d'être complètement connecté, ne laissant plus aucune institution financière en-dehors du réseau comme ce fût le cas durant la période précédente. Pour ce qui est de la sphère non-financière, la connectivité du réseau sur l'ensemble des firmes a aussi augmenté, mais avec cependant une exception concernant la société Roche Holding qui est non-connectée au réseau. Mais vous remarquerez que l'on est passé d'un système (non-financier) où à la base, 5 sociétés étaient non-connectées au réseau, à un système où plus qu'une société n'est plus connectée à celui-ci.

Si l'on s'attarde un peu plus sur les aspects métriques et graphiques de ces deux réseaux, nous pouvons observer que les densités respectives aux deux réseaux sont remontées par rapport à la période de 2004-2006, avec cependant un net avantage pour le secteur financier (densité= 0,11839 vs 0,07526). De plus, les diamètres de chacun des deux réseaux sont soit restés stationnaires (sphère financière), soit ils ont augmenté (sphère non-financière). Mais il est important de prendre en compte le fait que dans les deux cas, les réseaux comptent plus d'entreprises connectées que lors de la période précédente. Ainsi, pour ce qui est de la sphère financière durant la période 2007-2009, ce diamètre inchangé (diamètre 2004-2006= 6 ; diamètre 2007-2009=6) avec l'ensemble des institutions connectées démontre que le réseau a grandi en connectivité, impliquant notamment une distance moyenne plus courte pour ce qui est des connexions causales entre les différentes institutions financières. De l'autre côté, le secteur non-financier démontre un diamètre relativement plus élevé concernant cette période-ci (diamètre= 10), montrant que ce réseau a besoin de se créer de l'espace afin de connecter plus d'entreprises. Ceci se traduit d'ailleurs par une distance moyenne de 3,6597 pour ce qui est des connexions du réseau de la sphère non-financière, ce qui est nettement plus élevé par rapport au réseau propre au secteur de la finance (2007-2009).

Concernant les sociétés les plus intégrées et connectées à leur secteur respectif, on peut observer, du côté financier, que les institutions Intesa Sanpaolo, Deutsche Bank, Axa, Barclay, BNP Paribas, Commerzbank, Allianz, Dexia et la Royal Bank of Scotland Group sont celles qui présentent un niveau élevé de connectivité, formant par ailleurs un noyau assez central au réseau. Si ces dernières, semblent être les plus connectées et intégrées à leur réseau, il est cependant utile de remarquer que toutes les autres institutions affichent elles aussi une connectivité assez accrue. Seule la banque Société Générale apparaît fort décentralisée au réseau. Celle-ci est d'ailleurs rattachée au réseau car elle cause, selon Granger, l'institution Allianz. Du point de vue de la sphère non-financière, ce sont les sociétés Pepsi, Vopak, LVMH, Solvay, IBM et Cisco qui apparaissent comme être fort intégrées et centrales à leur réseau. On remarquera aussi la connectivité des sociétés Vinci, Rolls-Royce et

2007-2009			
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT
IntesaSanpaolo	13	5	8
DeutscheBank	12	8	4
Axa	11	3	8
Barclay	10	8	2
BNPParibas	10	3	7
Commerzbank	10	2	8
Allianz	9	7	2
Aviva	9	6	3
Aegon	8	4	4
AssicurazioniGenerali	8	2	6
Dexia	8	5	3
RoyalBankofScotlandGroup	8	3	5
BancoSantander	7	5	2
NordeaBank	7	6	1
Prudential	7	4	3
BancoBilbao	6	2	4
CreditAgricole	6	3	3
INGGroep	6	4	2
LondonStockExchangeGroup	6	6	0
StandardChartered	6	4	2
CreditSuisseGroup	5	1	4
DanskeBank	5	1	4
LegalGeneralGroup	5	2	3
LloydsBankingGroup	5	1	4
CNPAssurances	4	2	2
HSBC	4	3	1
UniCredit	4	1	3
Natixis	3	1	2
UBSGroup	3	1	2
SocieteGenerale	1	0	1
Somme	206	103	103
Moyenne	6,86666667	3,43333333	3,43333333
Variance	7,9816092	4,87471264	4,598850575
Minimum	1	0	0
Maximum	13	8	8

2007-2009			
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT
Pepsi	10	4	6
Vopak	9	3	6
LVMH	8	7	1
Solvay	8	5	3
Cisco	7	4	3
RollsRoyce	7	4	3
Vinci	7	4	3
IBM	6	1	5
Orpea	6	3	3
Ahold	5	3	2
GileadSciences	5	3	2
ReckittBenckiser	5	0	5
SAP	5	4	1
ARM	4	1	3
Elektro	4	1	3
LafargeHolcim	4	2	2
Schlumberger	4	1	3
Telenor	4	3	1
Unilever	4	3	1
Volvo	4	3	1
Apple	3	2	1
Fresenius	3	1	2
Michelin	3	0	3
Publicis	3	2	1
SaintGobain	3	2	1
Adecco	2	1	1
Nestle	2	0	2
Qualcomm	2	1	1
SchneiderElectric	2	1	1
Novartis	1	1	0
RocheHolding	0	0	0
Somme	140	70	70
Moyenne	4,516129	2,25806452	2,258064516
Variance	5,658065	2,79784946	2,531182796
Minimum	0	0	0
Maximum	10	7	6

Orpea qui est relativement élevée, mais elles sont moins centrales d'un point de vue graphique. Enfin, hormis la société Roche Holding qui présente une non-connexion au réseau, seul le géant suisse Novartis présente une forte décentralisation à son réseau.

On peut observer dans les tables 12 et 13, que tous les facteurs relatifs aux différents types de degrés ont bien augmenté par rapport à la période 2004-2006. En effet, les sommes ainsi que les moyennes et les variances respectives à chaque type de degré sont en croissance, peu importe le secteur visé. Cependant, il est important ici, d'analyser quelles sont les sociétés qui causent ou sont causées le plus. En effet, étant en pleine crise financière durant cette période, il serait d'intéressant d'observer quelles sont les sociétés qui ont eu un rôle de diffusion ou d'intégration au sein des deux réseaux. Pour ce qui est de la sphère financière, les sociétés ayant été les plus causées par d'autres et donc mieux estimées par ces dernières sont : Intesa Sanpaolo, Commerzbank, Barclay, Allianz, Aviva, Dexia, Nordea Bank, Banco Santander et le London Stock Exchange Group qui présentent un niveau de degré entrant nettement supérieur à la moyenne. Du côté de la sphère non-financière, se sont les sociétés Pepsi, LVMH, Solvay, Cisco, Rolls-Royce, Vinci et SAP qui sont dans le haut du classement. Intéressant de remarquer que parmi ces dernières entreprises citées, 2 d'entre elles sont situées aux Etats-Unis. Concernant les sociétés qui causent le plus au sein de leur réseau, nous pouvons observer qu'au sein du secteur financier se sont les sociétés Intesa Sanpaolo, Axa, BNP Paribas, Commerzbank, Assicurazioni Generali et Royal Bank of Scotland Group qui ont un niveau de degré sortant bien plus élevé que la moyenne. Se sont donc ces sociétés financières qui ont le plus causé l'estimation des autres sociétés. Sachant que le secteur financier fût le secteur le plus touché durant la crise financière, on peut supposer que ces sociétés ont été centrale quant à la diffusion de cette dernière. Enfin, du côté de l'industrie plus traditionnelle, ce sont les entreprises Pepsi, Vopak, IBM et Reckitt Benckiser qui sont celles qui ont les plus hauts niveaux de degré sortant. On peut donc remarquer que celles-ci sont nettement moins importantes en nombre par rapport au secteur financier, mais cependant, il est intéressant de remarquer qu'à nouveau, deux sociétés américaines se démarquent ici.

Qu'en est-il de la centralité des entreprises au sein de leur réseau respectif ?

Si l'on observe les données propres à celle-ci, on peut tout d'abord remarquer que les entreprises étant en première position dans chacun de leur tableau, ne correspondent pas aux deux entreprises affichant le plus haut niveau de degré total. En effet, si l'on regarde le tableau propre au secteur financier, c'est l'institution BNP Paribas qui se veut d'être la plus centrale au réseau. Celle-ci a donc, parmi toutes les autres, les chemins les plus court vis-à-vis

de ses institutions voisines au travers du réseau. Du côté du secteur non-financier, c'est la société Solvay qui est en tête, alors que celle-ci n'était pas non plus l'institution ayant le plus haut niveau de degré total. Pour terminer sur cette analyse de la centralité des sociétés, on observera que la centralité générale des deux réseaux est très élevée et que seules quelques sociétés (2 du côté financier et 5 du côté non-financier) ont une centralité nulle.

Table 14: Analyse de la centralité des noeuds sphère financière approche dynamique 2007-2009

2007-2009	
Noms Sociétés	Centralité des noeuds
BNPParibas	212
IntesaSanpaolo	137
NordeaBank	114
RoyalBankofScotlandGroup	112
AssicurazioniGenerali	97
Aegon	88
CNPAssurances	82
DeutscheBank	81
BancoSantander	78
Axa	61
Commerzbank	60
Aviva	58
Allianz	54
Prudential	45
Barclay	40
CreditAgricole	37
StandardChartered	26
Dexia	25
INGGroep	23
CreditSuisseGroup	21
LloydsBankingGroup	18
DanskeBank	8
BancoBilbao	4
LegalGeneralGroup	4
Natixis	2
UBSGroup	2
UniCredit	2
HSBC	1
LondonStockExchangeGroup	0
SocieteGenerale	0

Table 15: Analyse de la centralité des noeuds sphère non-financière approche dynamique 2007-2009

2007-2009	
Noms Sociétés	Centralité des noeuds
Solvay	251
Vopak	186
Ahold	156
Orpea	140
Apple	135
Pepsi	128
GileadSciences	106
SaintGobain	101
Vinci	85
LVMH	71
Cisco	69
IBM	53
Volvo	50
Schlumberger	44
LafargeHolcim	39
Telenor	36
ARM	35
RollsRoyce	30
SchneiderElectric	21
Publicis	20
Adecco	8
Fresenius	5
Qualcomm	5
SAP	5
Elektro	4
Unilever	3
Michelin	0
Nestle	0
Novartis	0
ReckittBenckiser	0
RocheHolding	0

Enfin, si l'on s'attarde un peu sur la disposition des différentes communautés construites grâce à l'algorithme *walktrap.community* pendant cette période, les observations sont celles-ci :

Tout d'abord, la sphère financière présente 4 communautés dont 3 sont de tailles relativement conséquentes. En effet, la communauté rouge compte 12 institutions, la verte 10 et la bleue 7. La dernière communauté étant celle destinée à la Société Générale qui, comme mentionné précédemment, est fort excentrée du réseau. Pour ce qui est de la sphère non-financière, on peut compter 7 communautés, dont 6 présentes au sein du réseau (la 7^{ème} incorporant la société Roche Holding qui est hors réseau). Parmi ces 6 communautés, on peut observer que la rouge est celle comptant le plus d'entreprise (12), suivie par 3 autres communautés de taille moyenne (la bleue, la verte et la turquoise). Enfin, les deux dernières communautés qui sont la jaune et la mauve, sont les plus petites, comptant chacune 2 entreprises. Mais que peut-on émettre comme conclusions de ces deux réseaux composés de communautés ? En premier lieu, on peut voir qu'au sein du secteur financier, le nombre de connexions intercommunautaires (arêtes rouge) est nettement plus élevé qu'au sein du secteur non-financier. Cela implique que même si ces communautés financières qui ont été créées parce qu'elles regroupaient un ensemble d'institutions financières fort denses, elles ont néanmoins des liens de causalité important vis-à-vis de l'une et de l'autre. Cette constatation est d'ailleurs appuyée par le fait que les 3 grandes communautés financières se chevauchent entre elles, permettant ainsi aux institutions financières se trouvant proches de ce chevauchement, d'atteindre leur homologues présentes au sein d'autres communautés. On pourrait donc supposer une hypothétique nouvelle communauté englobant les institutions qui se trouvent au centre de ce réseau au sein de l'entrecroisement des 3 grandes communautés.

Pour ce qui est du réseau non-financier, la situation est bien différente. En effet, même si l'on notera qu'il y a bien des connexions intercommunautaires, celles-ci sont moins nombreuses. De plus, les communautés sont bien définies et ne connaissent quasi aucun chevauchement entre elles. Ceci peut d'ailleurs être appuyé par le fait que la modularité propre à ce réseau est de +/- 0,3, ce qui est nettement mieux que celle attribuée au réseau financier (0,22).

Figure 10: Réseau propre au secteur financier 2007-2009

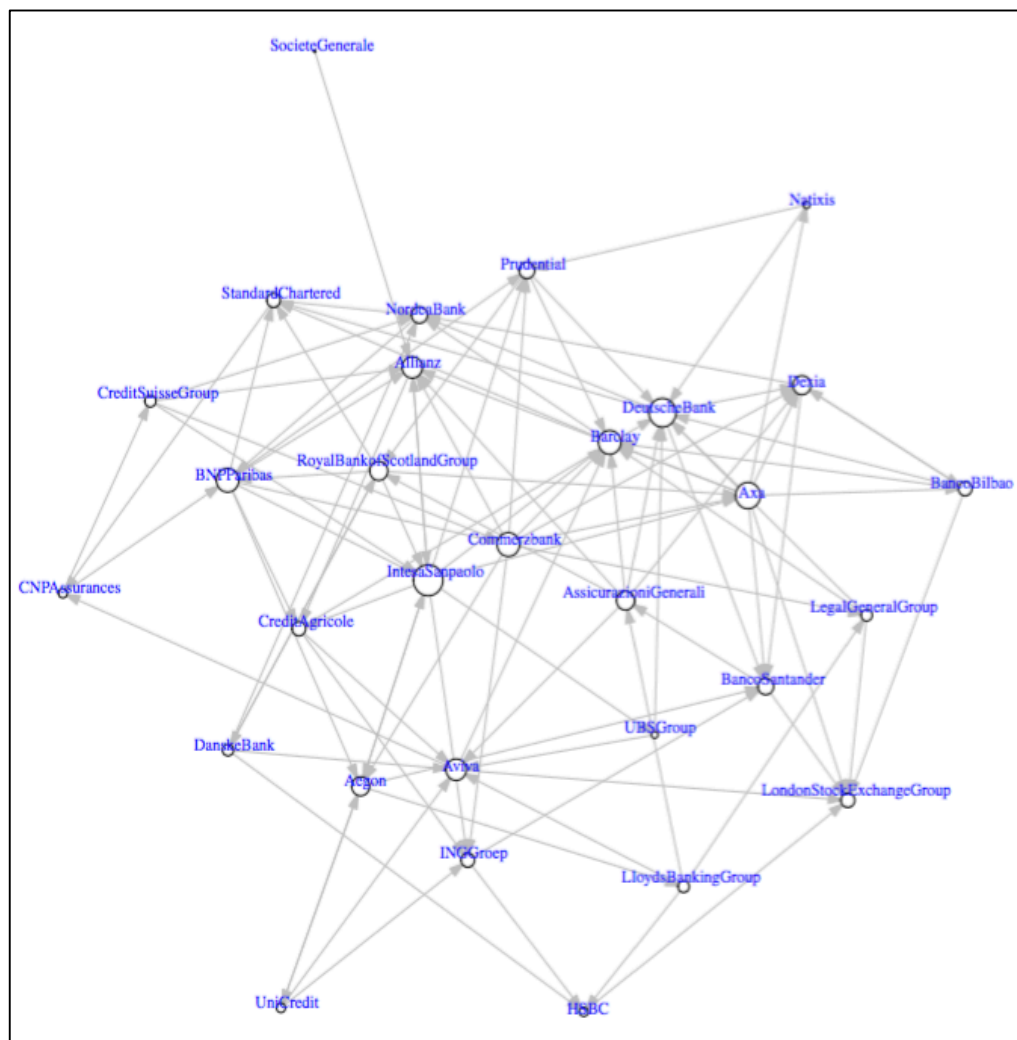
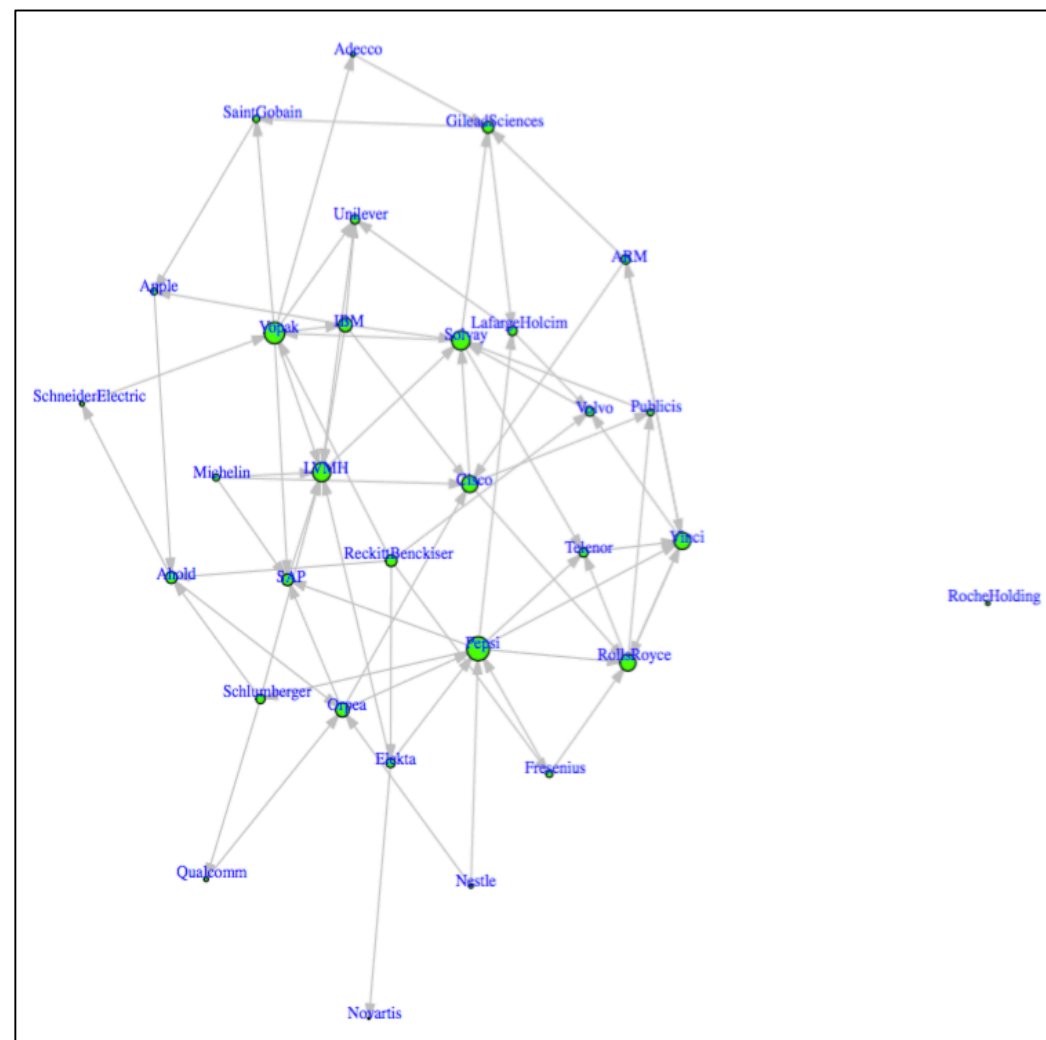


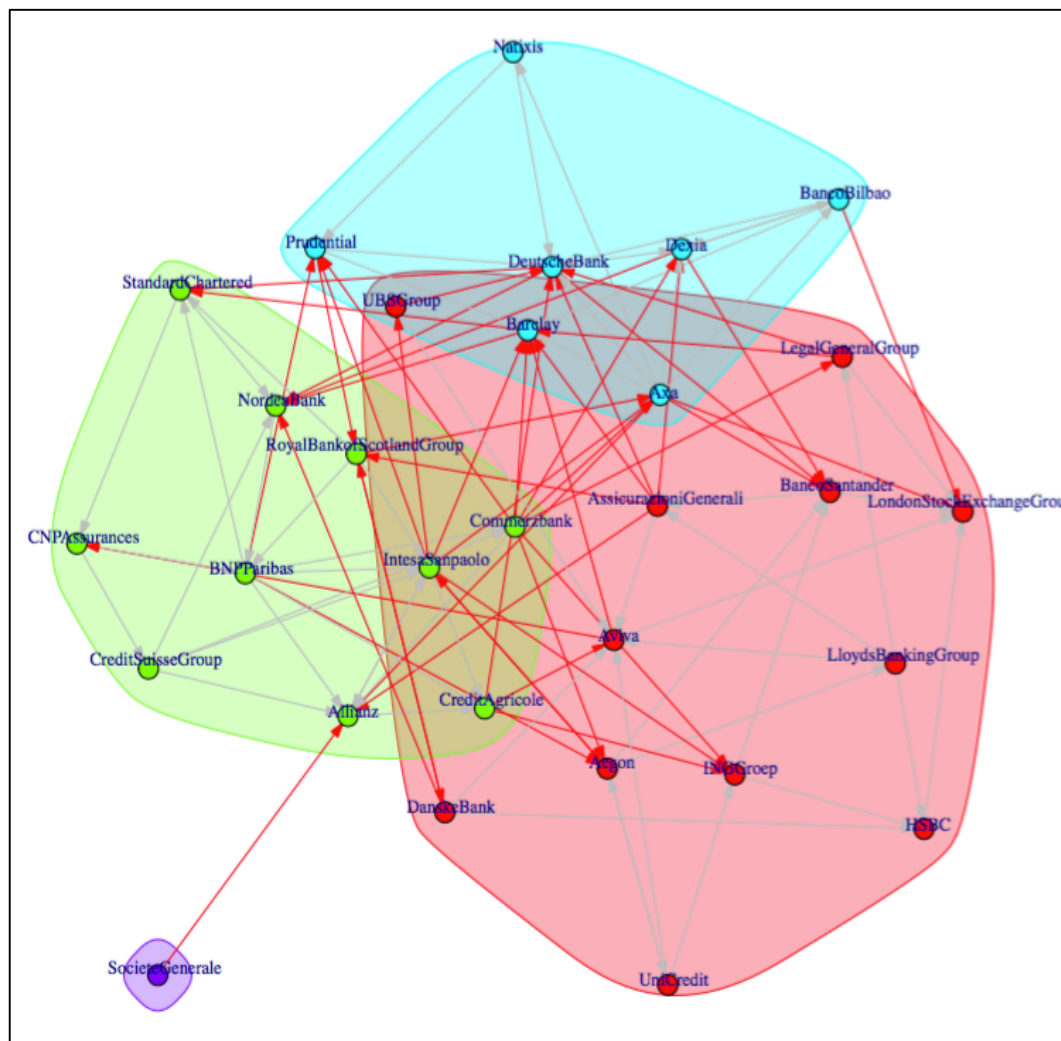
Figure 11: Réseau propre au secteur non-financier 2007-2009



Densité	0,11839
Diamètre	6
Distance moyenne	2,9147
Société(s) la/les plus connectée(s)	Intesa Sanpaolo
Société(s) la/les moins connectée(s)*	Société Générale

Densité	0,07526
Diamètre	10
Distance moyenne	3,6597
Société la plus connectée	Pepsi
Société(s) la/les moins connectée(s)*	Novartis

Figure 12: Réseau propre au secteur financier avec communautés 2007-2009



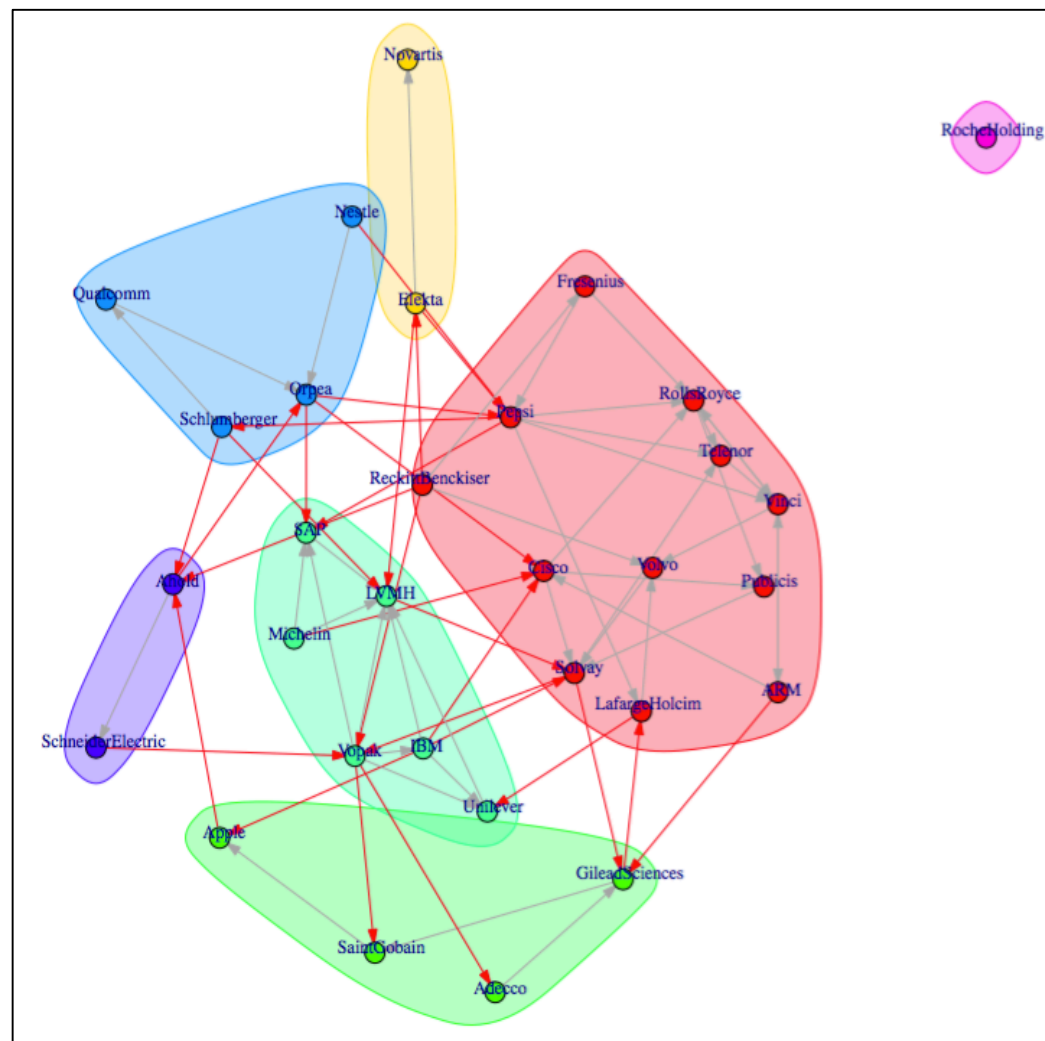
Nombre de communautés

4

Modularité

0,218

Figure 13: Réseau propre au secteur non-financier avec communautés 2007-2009



Nombre de communautés

7

Modularité

0,2928

➤ 2010-2012 :

Passons maintenant à la période qui a suivi la crise financière de 2007-2009. Les premières observations graphiques que l'on peut émettre sur les deux réseaux, c'est que la connectivité générale de ceux-ci est retombée et de façon nettement plus frappante du côté du secteur financier. En effet, si l'on observe les sommes respectives des degrés totaux entre les périodes 2007-2009 et 2010-2012 pour chaque secteur, celles-ci ont diminué de 30% du côté non-financier et de 55% pour le secteur financier. On remarque aussi que le diamètre ainsi que la densité du réseau financier ont chuté et que la distance moyenne des arêtes s'est allongée. De plus, on peut voir qu'au niveau financier, la société Axa est sortie du réseau et que 3 autres sociétés se trouvent assez isolées au sein de ce dernier, qui sont Assicurazioni Generali, Aegon et UniCredit. Concernant la sphère non-financière, deux entreprises sont maintenant hors réseau, Vopak et Apple. De plus, plusieurs entreprises sont connectées au réseau seulement par une arête. Ces sociétés sont ARM, Lafarge Holcim, SAP, IBM, LVMH, Schlumberger et Volvo. Intéressant de remarquer aussi qu'au sein de ce réseau, il semble qu'un cercle se dessine autour d'un noyau d'entreprises plus connectées entre elles. Enfin, toujours d'un point de vue graphique, on peut observer qu'au niveau de la sphère financière, l'ensemble des nœuds ont presque tous une taille homogène. Seules les institutions HSBC et le London Stock Exchange Group ont une taille relativement plus élevée que les autres. Cependant, au niveau de la sphère non-financière, seule la société Fresenius sort du lot en terme de taille. Elle représente d'ailleurs à elle seule, 11% de la totalité des degrés totaux.

Pour ce qui est des degrés entrants et sortants, ce sont les institutions Banco Santander et la Société Générale qui causent le plus au sein de la sphère financière. Intéressant de noter ici le changement de situation pour la Société Générale qui, lors de la période précédente, était fort isolée au sein de son réseau. A l'opposé, les sociétés qui causaient le plus lors de la période précédente, se retrouvent maintenant soit complètement hors réseau (Axa), soit avec un niveau de degré de causalité sortant très faible. En effet, les sociétés Intesa Sanpaolo, BNP Paribas, Commerzbank et Assicurazioni Generali comprennent des degrés sortants allant de 0 à 2 (la moyenne étant de 1,53). Du côté de la sphère non-financière, se sont les sociétés Fresenius et Roche Holding qui émettent le plus de liens causants vers d'autres sociétés. A

nouveau, il est intéressant de remarquer que lors de la période précédente, la société Roche Holding était complètement hors réseau, alors que maintenant, celle-ci figure parmi les sociétés qui causent le plus. Cependant, on ne constate pas l'inverse. En effet, les sociétés qui causaient beaucoup auparavant, ne se retrouvent pas spécialement au bas de l'échelle pour cette période.

Qu'en est-il des sociétés qui sont fortement causées par d'autres ?

Au sein du réseau financier, on peut observer que les institutions se retournent principalement vers des sociétés telles que HSBC, Crédit Suisse, London Stock Exchange Group, Barclay, Standard Chartered ou encore Lloyds Banking Group. Cependant, du côté de la sphère non-financière, c'est bien la société Fresenius qui est la cible du plus de connexions venant d'autres sociétés. En effet, la moyenne des degrés entrants étant de 1,58 sur l'ensemble du réseau pour ces degrés, Fresenius en compte à elle seule 7. Cela revient à ce qu'un quart du réseau non-financier cause la société Fresenius.

Enfin, du point de vue des communautés, la situation reste assez stable du côté de la sphère non-financière, si ce n'est que deux nouvelles communautés se rajoutent et que la modularité augmente (0,382). Pour ce qui est du réseau financier, la situation a bien changé. En effet, la modularité atteint presque 0,4 et nous sommes maintenant en présence de 6 communautés. De plus, et c'est là que le changement est le plus flagrant, le nombre de connexions intercommunautaires a nettement diminué, impliquant que les institutions se trouvant au sein de leurs communautés respectives se causent plus entre elles, qu'avec d'autres appartenant à d'autres communautés. De plus, le nombre de sociétés par communauté est plus homogène du côté financier, alors que du côté de la sphère non-financière, les communautés comptent respectivement entre 1 et 7 entreprises.

Figure 14: Réseau propre au secteur financier 2010-2012

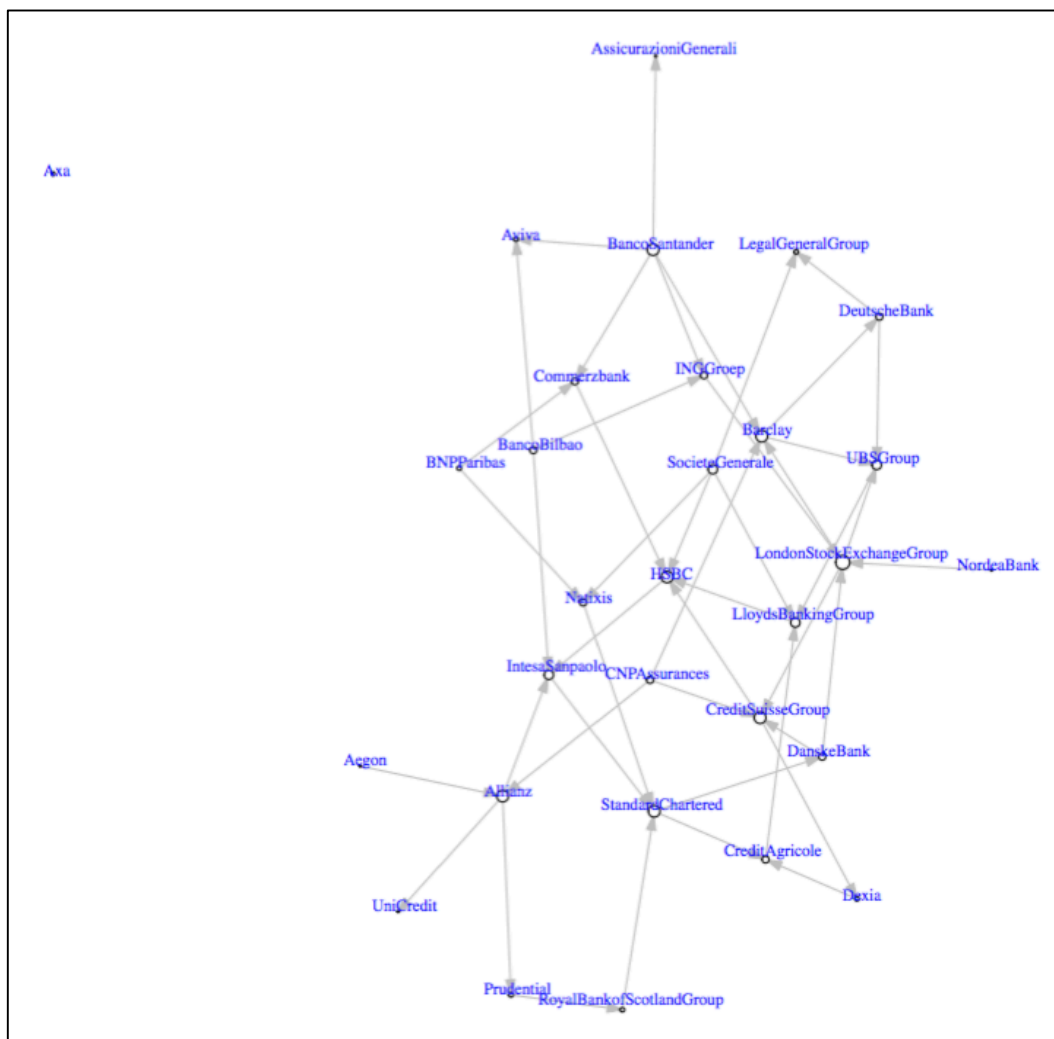
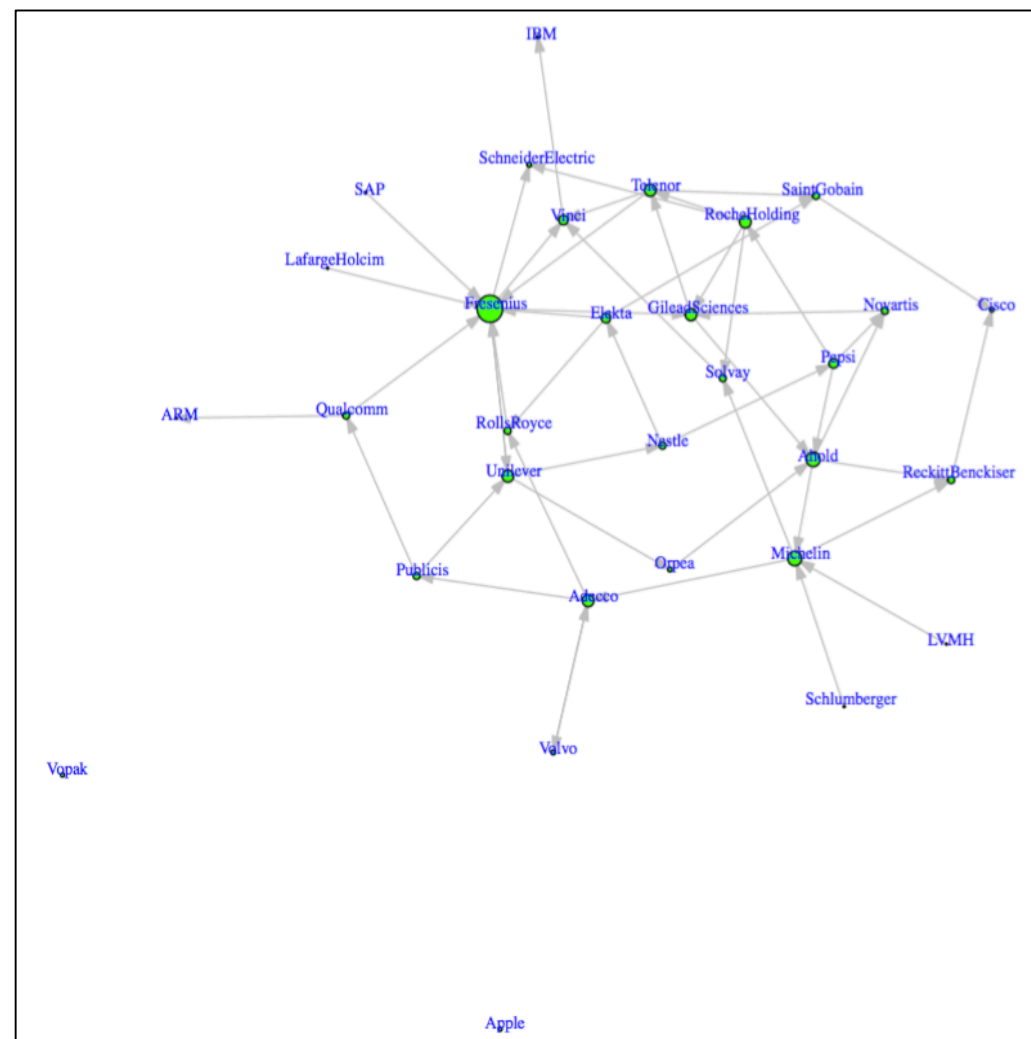


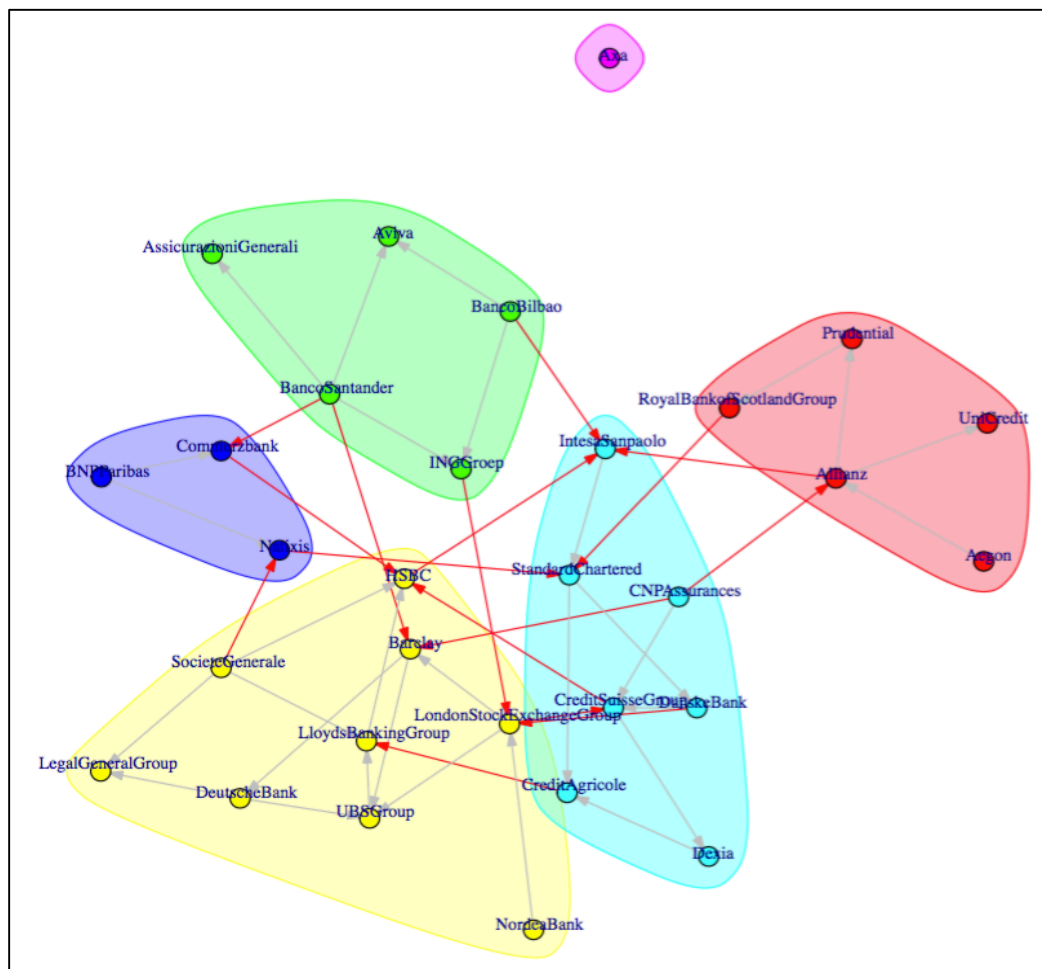
Figure 15: Réseau propre au secteur non-financier 2010-2012



Densité	0,0528
Diamètre	10
Distance moyenne	3,745
Société(s) la/les plus connectée(s)	London Stock Exchange Group
Société(s) la/les moins connectée(s)*	Assicurazioni Generali

Densité	0,0527
Diamètre	8
Distance moyenne	3,672
Société la plus connectée	Fresenius
Société(s) la/les moins connectée(s)*	IBM

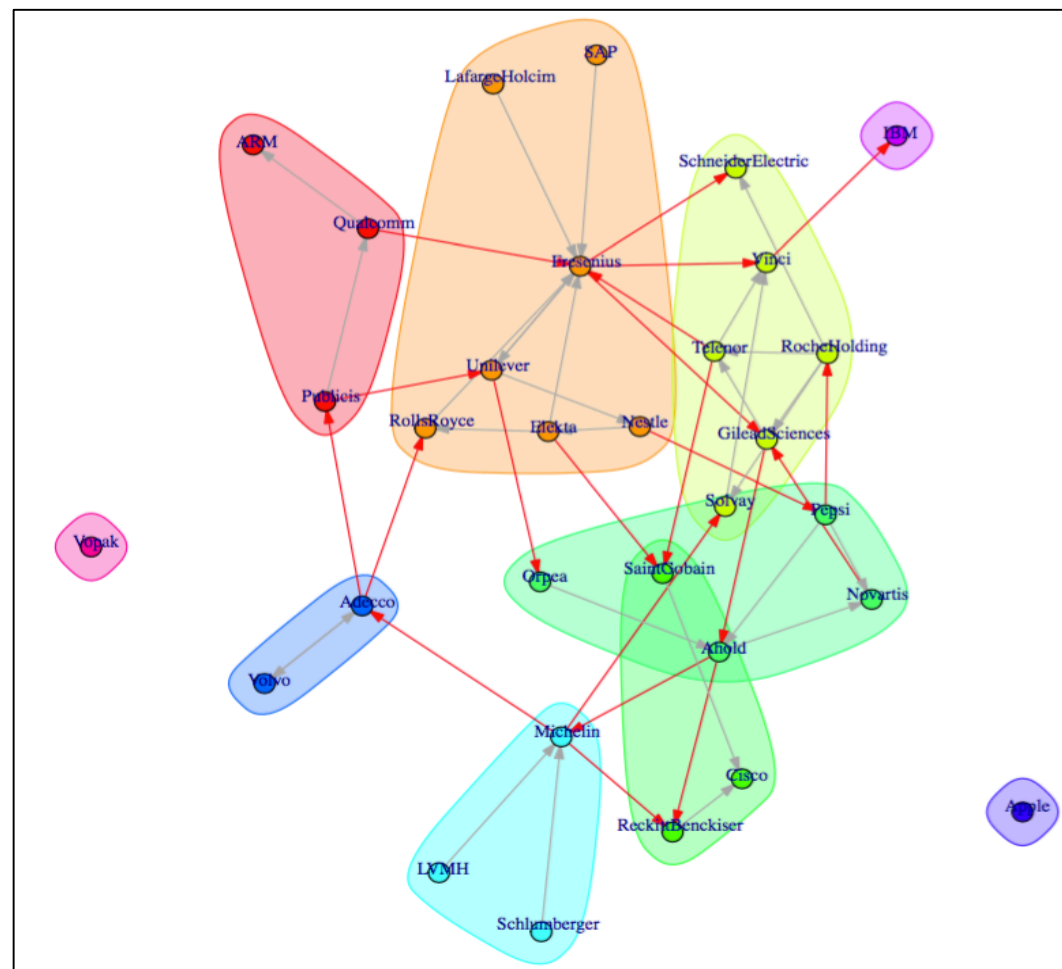
Figure 16: Réseau propre au secteur financier avec communautés 2010-2012



Nombre de communautés 6

Modularité 0,397

Figure 17: Réseau propre au secteur non-financier avec communautés 2010-2012



Nombre de communautés 9

Modularité 0,382

➤ 2013-2015 :

Concernant la dernière période étudiée au sein de cette section comparative des deux secteurs et qui, de plus, nous permet d'avoir un regard sur l'évolution plus ou moins actuelle de ces deux réseaux, la situation se veut d'être changeante pour ces derniers. Effectivement, au regard des deux réseaux d'un point de vue graphique, on remarque que la situation s'est inversée dans le sens où, c'est maintenant le secteur non-financier qui est plus connecté que son homologue financier. Cela peut se démontrer par le fait qu'au sein du secteur financier, 4 institutions sont hors réseau, alors que de l'autre côté, le réseau est complètement connecté. De plus, les données métriques propres au secteur non-financier évoluent vers une connectivité plus accrue et sont d'ailleurs tous supérieurs par rapport au réseau financier : son diamètre est plus petit et la densité ainsi que la distance moyenne des arêtes entre les entreprises sont supérieurs à celui de la sphère financière.

Ensuite, on peut aussi remarquer que comme la période précédente, une société a l'air d'attirer une bonne partie des liens de causalité au sein du réseau non-financier. En effet, cette fois-ci ce n'est plus la société Fresenius – qui par ailleurs, est une des deux sociétés les plus excentrées du réseau durant cette période - mais la société Vinci qui se veut d'être fortement connectée au reste du réseau. Tout comme la période précédente, elle occupe une place assez centrale au réseau et les liens lui parvenant ou sortant de celle-ci forment comme une étoile. Concernant la sphère financière, la situation vis-à-vis de la connectivité et de l'intégrité des sociétés reste plus ou moins la même que la période précédente avec cependant cette fois-ci la Danske Bank et le groupe ING qui se montrent plus connectés, suivis de près par le London Stock Exchange Group et la Deutsche Bank. On remarquera aussi que la banque Dexia ainsi que Barclay et le Groupe Crédit Suisse sont fort excentrés du réseau. Il en va de même pour les sociétés Publicis et Fresenius au sein de la sphère non-financière.

Enfin, du point de vue des communautés, il n'y a pas énormément de choses qui changent au niveau du secteur financier si ce n'est qu'une communauté en plus apparaît. Par contre, du côté de la sphère non-financière, le nombre de communautés diminue pour en atteindre 6 et la modularité respective à ce réseau augmente pour atteindre un niveau record de 0,4258. On peut aussi observer que la société Vinci est mise en avant au sein de ce réseau

par le fait qu'elle attire non seulement une part importante de liens propres à sa communauté (bleue), mais aussi une bonne partie des liens intercommunautaires relatifs à ce réseau.

Figure 18: Réseau propre au secteur financier 2013-2015

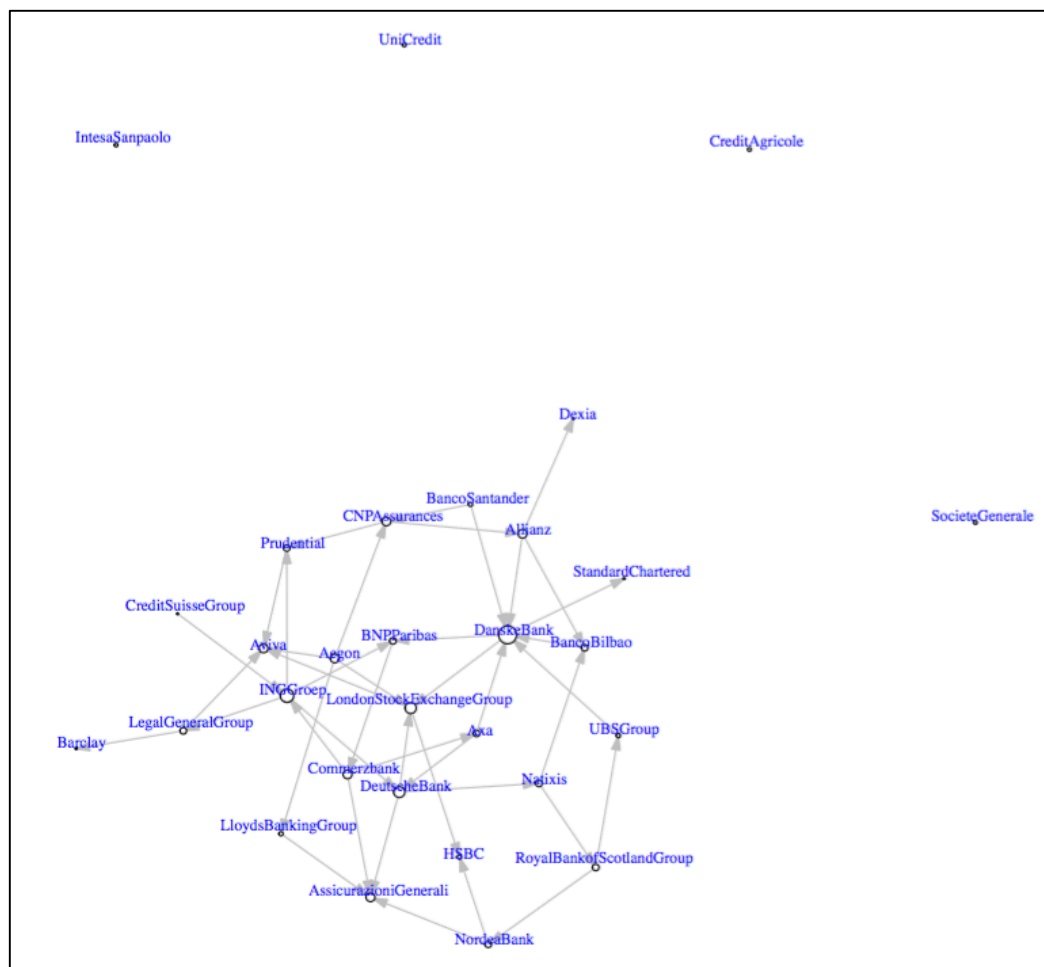
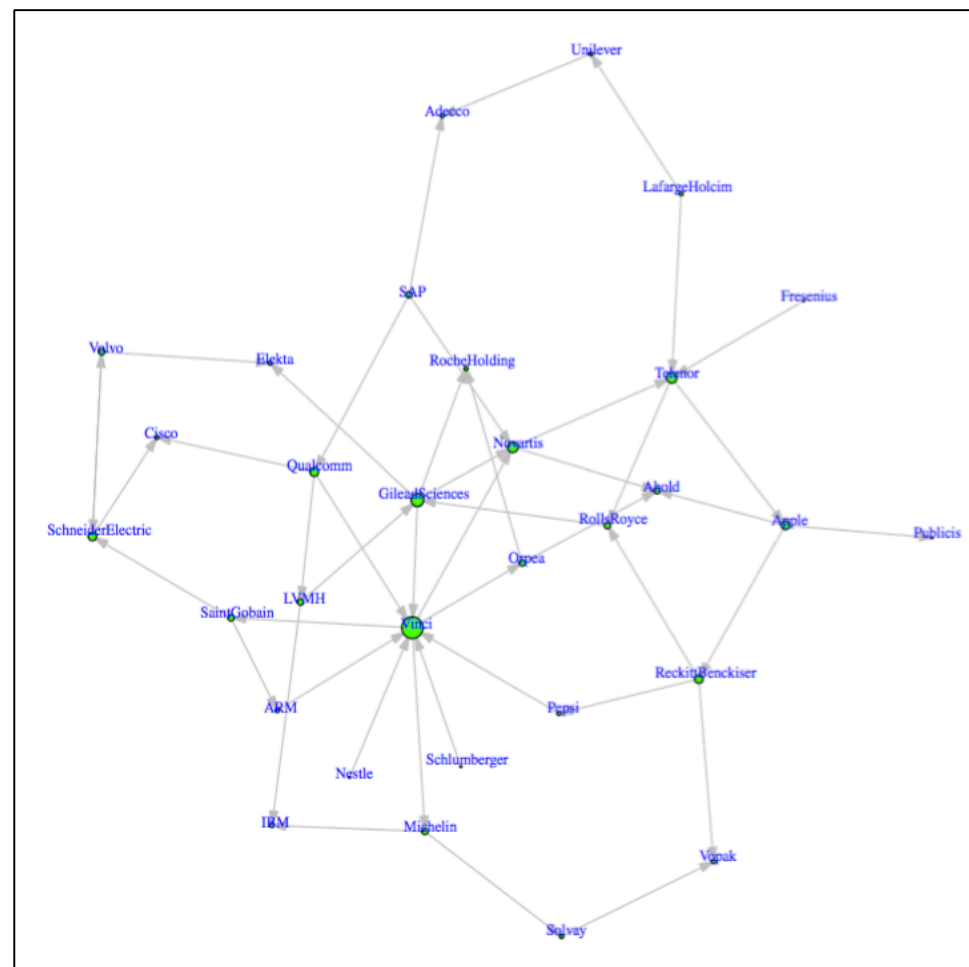


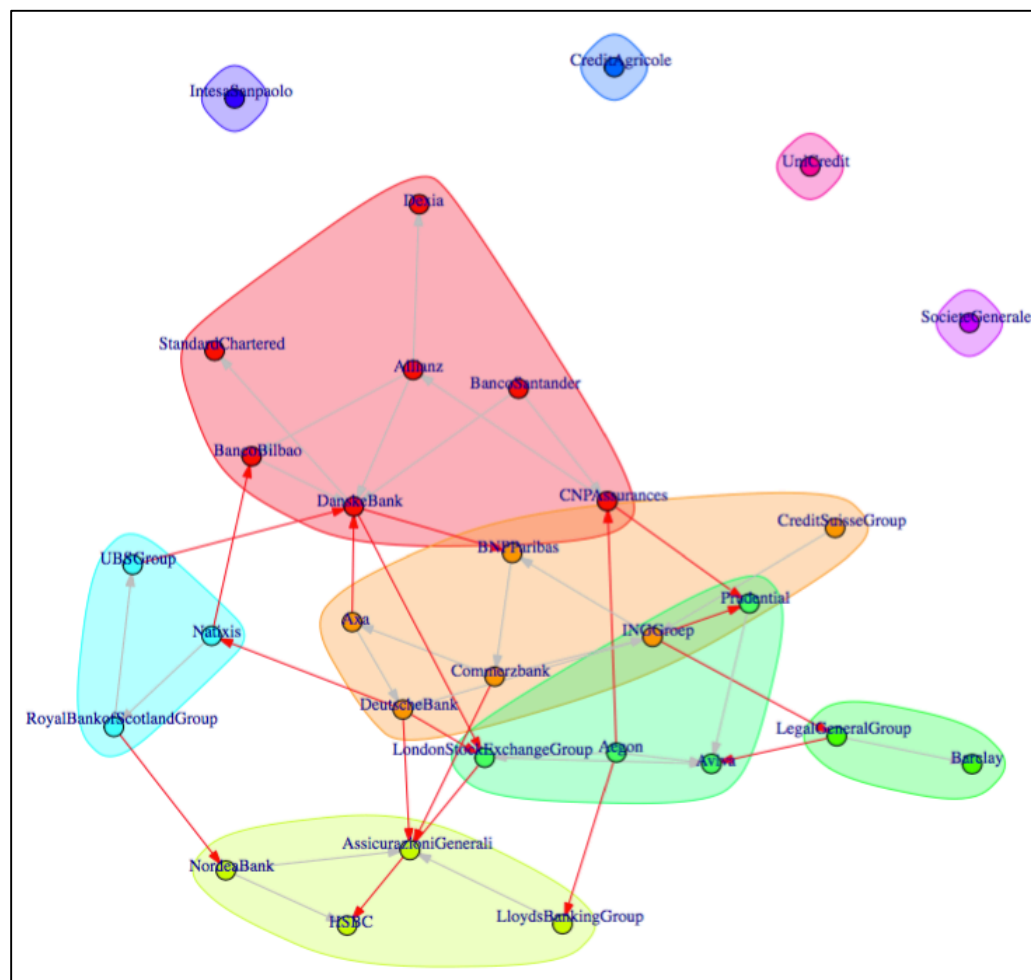
Figure 19: Réseau propre au secteur non-financier 2013-2015



Densité	0,0482
Diamètre	10
Distance moyenne	3,686
Société(s) la/les plus connectée(s)	Danske Bank
Société(s) la/les moins connectée(s)*	Dexia & Barclay

Densité	0,0494
Diamètre	7
Distance moyenne	3,381
Société la plus connectée	Vinci
Société(s) la/les moins connectée(s)*	Publicis & Fresenius

Figure 20: Réseau propre au secteur financier avec communautés 2013-2015



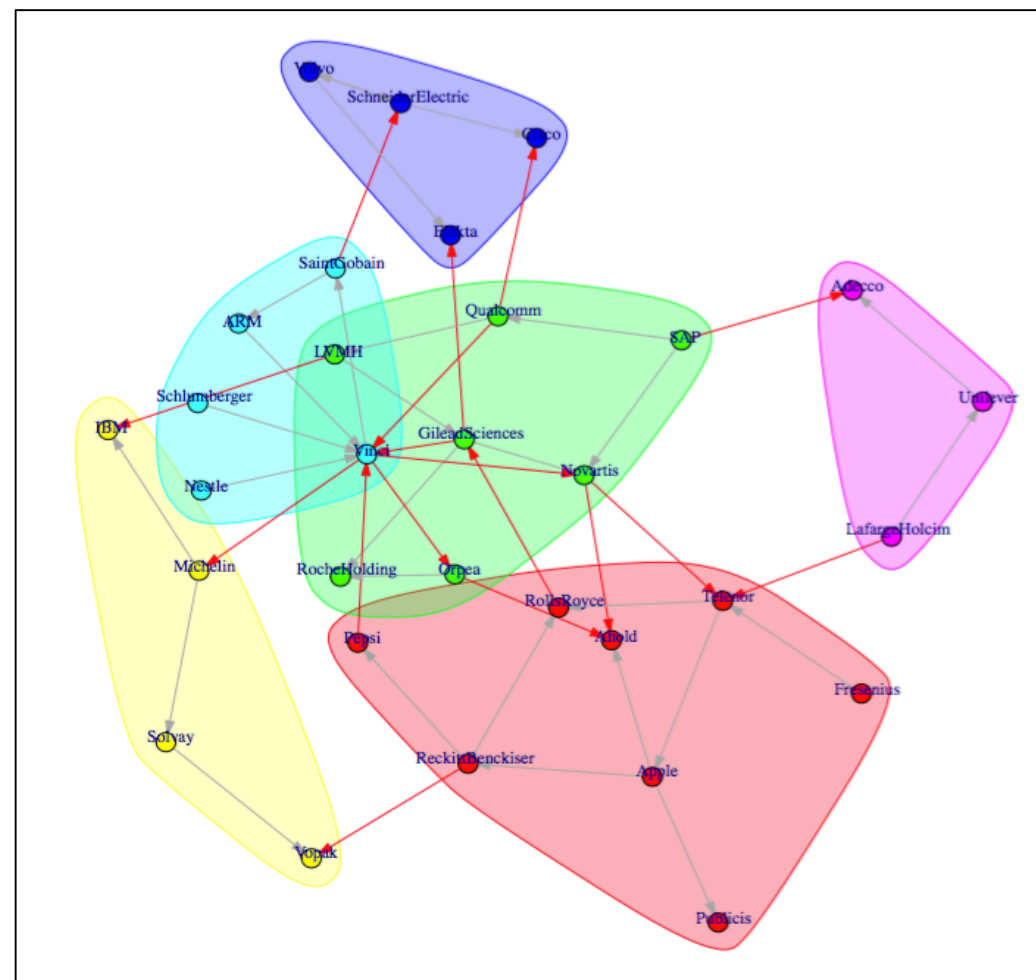
Nombre de communautés

7

Modularité

0,3869

Figure 21: Réseau propre au secteur non financier avec communautés 2013-2015



Nombre de communautés

6

Modularité

0,4258

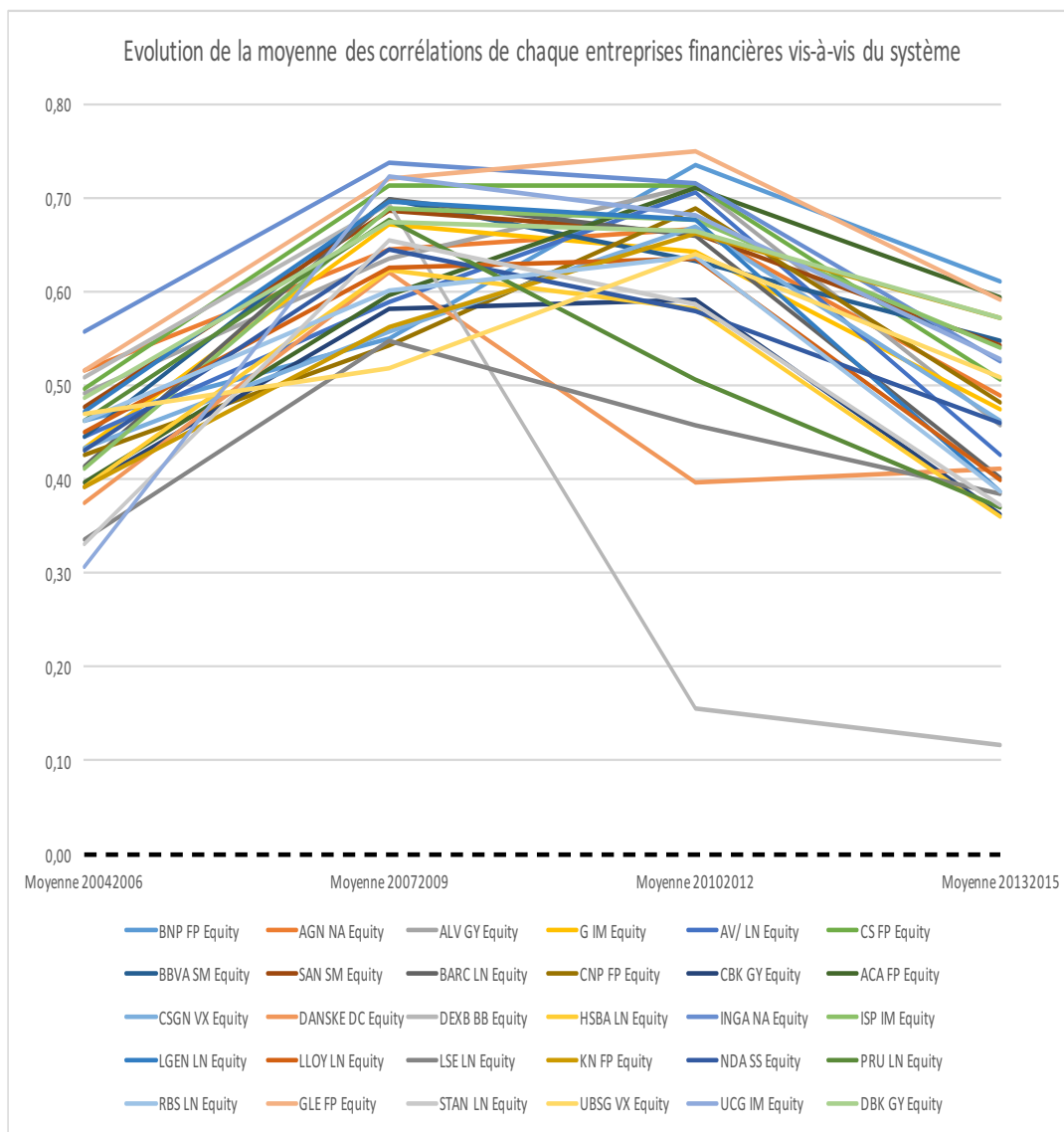
b. Résumé et interprétation de l'analyse comparative :

Ce que l'on peut constater à travers cette première étude, c'est que d'un point de vue général le secteur financier choisi est toujours plus connecté que le secteur non-financier, exception faite concernant la dernière période, à savoir celle relative à 2013-2015. En effet, que se soit d'un point de vue statique ou dynamique, le réseau financier présente toujours des institutions qui sont plus proches les unes des autres au sein des réseaux, impliquant que la causalité présente au sein de ceux-ci est nettement plus forte. Une autre constatation qui peut être faite, est celle comme quoi les deux réseaux évoluent dans le même sens au travers du temps. Lorsque le secteur financier est fort connecté lors d'une période, le secteur non-financier en fait de même et vice-versa. Ceci peut être démontré en regardant les sommes respectives des degrés totaux sur chaque période.

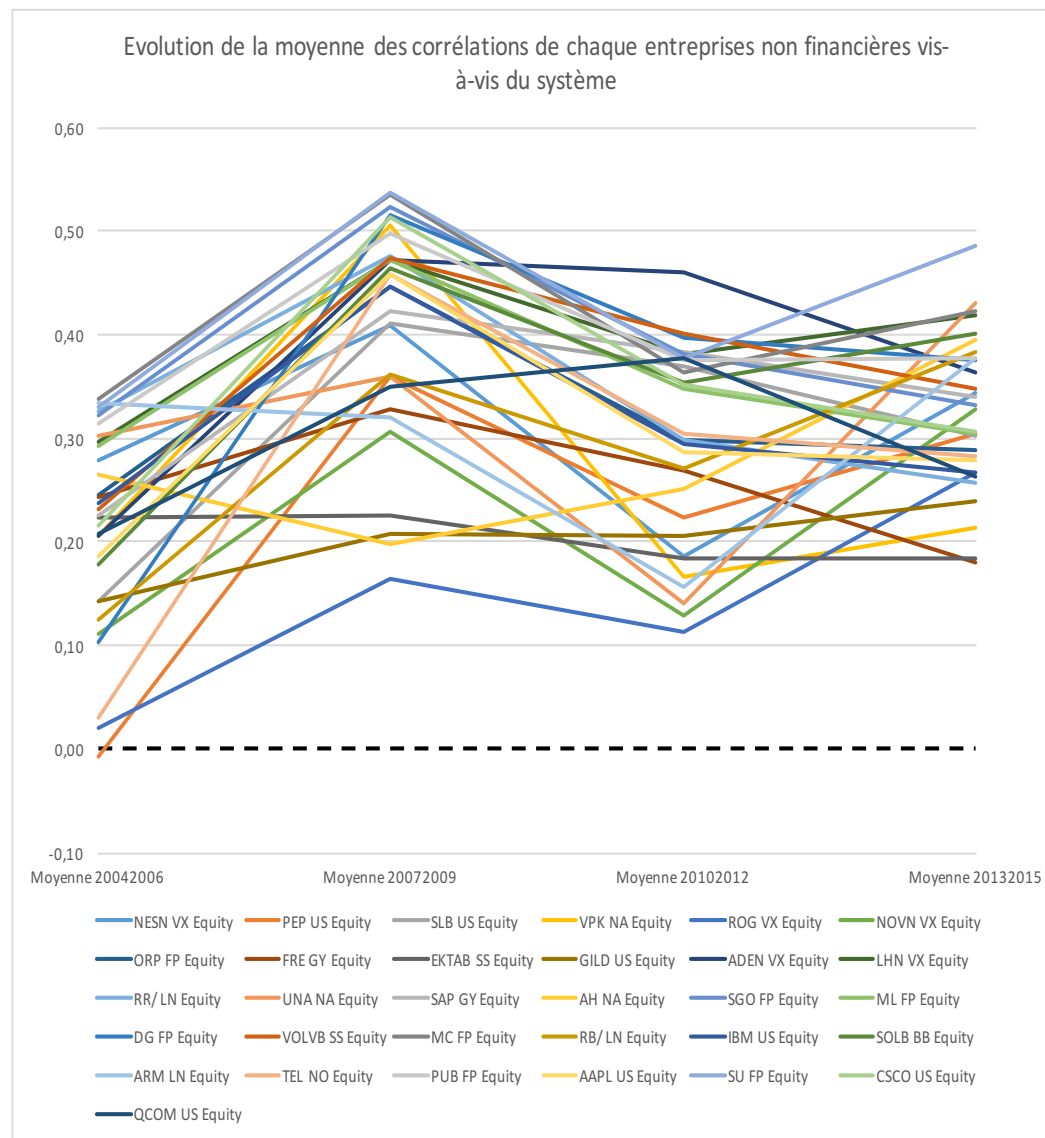
Une autre constatation assez générale que l'on peut émettre sur cette étude comparative, c'est que l'étude des réseaux via les communautés nous permet de voir que souvent, le secteur financier est partitionné de façon grossière par rapport au secteur non-financier. Ceci est entre autres dû au fait que l'ensemble des institutions financières présente toujours une connectivité assez élevée entre elle, alors que concernant la sphère non-financière, la disposition des communautés nous permet de dégager des sous-groupes d'entreprises qui présentent une connectivité plus importante en interne.

Cependant, si l'on analyse les données propres au réseaux, il est possible d'observer qu'à travers le temps, le secteur financier présente des réseaux qui évoluent vers un ensemble d'institutions qui sont de plus en plus éloignées les unes des autres, alors que pour le secteur non-financier, les réseaux passent tout d'abord par une phase où les sociétés sont plus dispersées pour terminer vers un réseau un peu plus compact. Effectivement, si l'on regarde les diamètres respectifs à chaque réseau durant les différentes périodes, on peut observer cette évolution. Une première piste afin d'interpréter cette évolution graphique des deux réseaux, serait de s'attarder un instant sur les corrélations présentes entre chaque firme au sein des deux secteurs. En effet, si l'on regarde les deux graphiques disposés ci-dessous, qui représentent chacun l'évolution des corrélations moyennes de chaque entreprise par rapport à son secteur à travers le temps, on peut y discerner des faits intéressants. Tout d'abord, on

Graphique 1: Evolution des corrélations moyennes du secteur financier



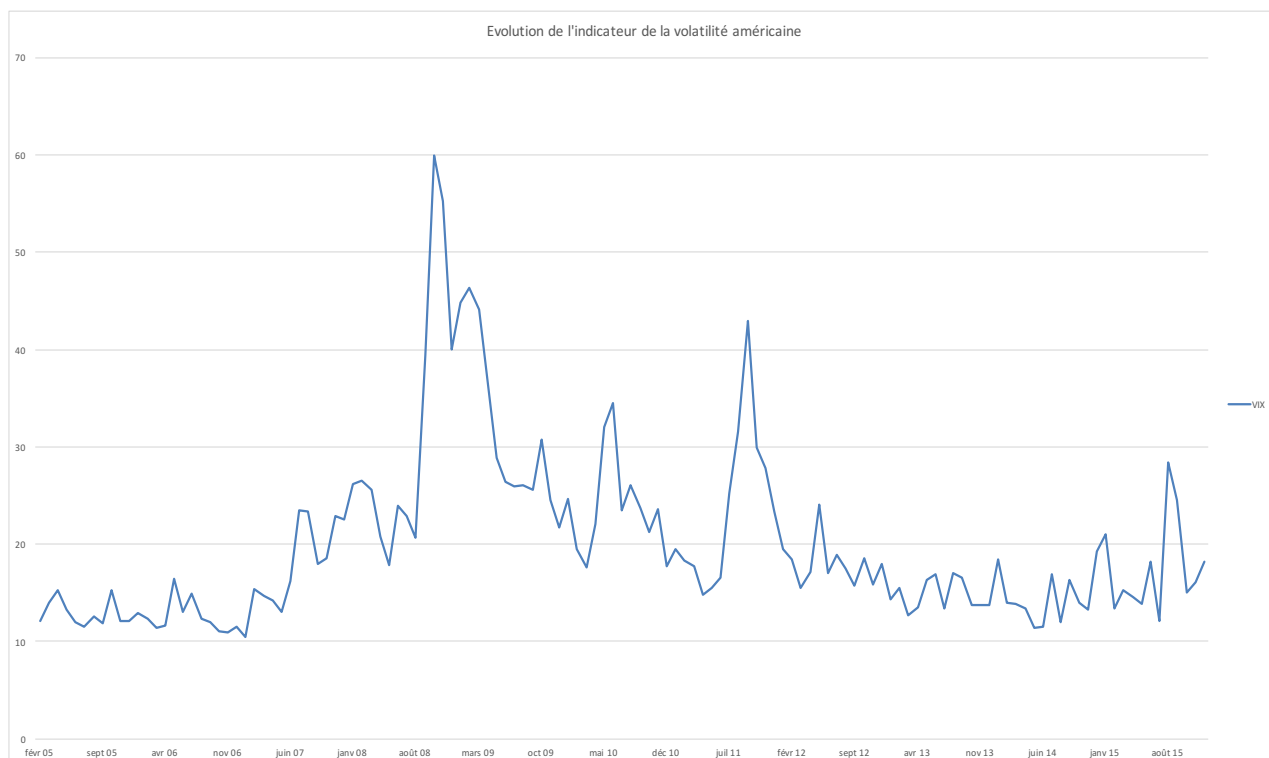
Graphique 2: Evolution des corrélations moyennes du secteur non financier



remarquera que dès le début, la corrélation sous-jacente au secteur financier est plus élevée que celle qui est présente au sein de la sphère non-financière, ce qui à priori, implique une plus grande connectivité au sein de la finance européenne. Ensuite, nous pouvons aussi observer, que les corrélations moyennes disposées sur le graphique relatif au secteur non-financier, évoluent dans le même sens, certes, mais sont nettement plus dispersées. A l'inverse, concernant le secteur financier, les corrélations moyennes de chaque firme sont nettement plus rapprochées, ce qui implique que le secteur reste toujours assez homogène en terme de connectivité. Cependant, il est intéressant de constater, que même si les corrélations moyennes relatives au secteur non-financier sont assez dispersées, elles ont cependant tendance à se resserrer lors de la dernière période étudiée. Ce dernier fait pourrait justifier le fait que le réseau non-financier devient plus compact et intégré en 2013-2015. Enfin, si l'on s'attarde sur l'évolution à travers le temps des valeurs de ces différentes corrélations, on remarquera qu'au départ, celles-ci ont la même évolution : elles ont tendance à augmenter jusqu'à la période 2007-2009 (crise financière). Après cette période, les corrélations des deux secteurs prennent des chemins différents : pour ce qui est du secteur financier, la corrélation moyenne reste toujours assez stable étant donné qu'après la crise financière de 2007-2009, une autre crise viendra impacter ce secteur en 2011, qui est celle relative à la crise grecque. Cependant une entreprise connaît une chute assez importante juste après la crise de 2007-2009 de sa corrélation moyenne vis-à-vis du secteur. Cette institution est la banque belgo-française Dexia. Pour rappel, cette institution se déclara en faillite lors de la crise financière et fût ensuite sauvée par les gouvernements belges et français, qui rachetèrent la majeure partie de ces titres. Concernant la dernière période, la corrélation moyenne de chacune de ces institutions financières va connaître une diminution, ce qui a pu avoir comme effet une connectivité moins compacte au sein de son réseau. Concernant le secteur non-financier, on peut observer une sensible baisse des corrélations moyennes après la période 2007-2009, mais avec cependant un début de resserrement des corrélations moyennes. On peut dès lors comprendre, que l'impact sur la connectivité du réseau à cette période-là est mitigé. Par contre, lors de la dernière période, l'ensemble des corrélations moyennes évoluent presque toutes vers une sensible augmentation tout en restant plus compactes. Cette dernière constatation peut dès lors expliquer pourquoi la connectivité de ce réseau augmente.

Une autre interprétation possible qui peut être donnée à cette observation est celle-ci : le secteur financier a bel et bien été touché de plein fouet lors de la crise financière de

Graphique 3: Evolution de l'indicateur de la volatilité américaine



2007-2009. Notre étude vis-à-vis de ce réseau montre d'ailleurs bien que lors de cette période, le système financier européen choisi présente une connectivité forte, impliquant que la diffusion de cet événement systémique s'est propagé de manière très rapide au sein de ce secteur. Par après, la situation s'est calmé en terme de connectivité concernant la sphère financière. De nombreuses organisations régulatrices sont entrées en jeu afin d'assainir ce secteur et de le rendre plus stable et robuste. Est-ce que ces organismes régulateurs ont pour autant réglé la situation ? Force est de constater que si nous regardons l'évolution de la volatilité présente au sein des marchés – le VIX (voir graphique ci-dessus) –en parallèle avec la connectivité du réseau de la sphère financière, depuis la crise financière de 2007-2009, le secteur financier étudié dans notre cas se montre plus régulé et stable en terme de connectivité alors même que les marchés se sont montrés assez nerveux (début 2011 & août 2015).

Pour ce qui est de la sphère non-financière, bien évidemment celle-ci fût aussi touchée par la crise de 2007-2009. D'ailleurs, le niveau total des connexions au sein du réseau lors de cette période fût bien le plus élevé pour le secteur. Cependant, on remarque qu'au plus on

avance à travers le temps, au plus le réseau gagne en intégrité et connectivité. Comment interpréter cela alors que nous sommes face à un secteur non-financier présentant des entreprises venant de différentes industries, de différents pays et même de continents ? Une première interprétation possible serait qu'au lendemain de la crise de 2007-2009, la situation économique de l'Europe fût fortement touchée sur plusieurs facteurs (un Euro plus faible, un marché du travail à la dérive, une confiance du consommateur au plus bas...) provoquant ainsi une contracture forte sur l'industrie en générale. De plus, comme nous l'avons vu dans la littérature, le choc systémique de 2007-2009 ayant d'abord touché la sphère financière, s'est ensuite propagé au sein de la sphère réelle dû à des contractures de crédits venant des banques ainsi qu'une incapacité de ces dernières à subvenir aux besoins de liquidité des entreprises au sein de la sphère réelle. Le secteur non-financier dans son ensemble vivait donc au rythme de cette situation économique, impliquant une connectivité plus élevée due à une corrélation plus homogène et serrée (voir graphique 2 page 79). Une autre piste possible pour ce qui est de l'interprétation propre à cette évolution du réseau non-financier, est celle comme quoi ces entreprises ont dû se réinventer en terme de management responsable et durable après la crise et ne plus vivre au dépend d'un système financier lui octroyant des crédits quand bon lui semblait. Dès lors, cela aurait permis aux entreprises présentes au sein de la sphère non-financière de s'évaluer sur leur propre mode de fonctionnement, leur « core business », et d'être un peu plus indépendantes vis-à-vis du secteur financier.

Cependant, afin d'émettre de tels interprétations quant à la dépendance ou non de l'industrie générale par rapport au système financier, il serait utile de mener une analyse empirique regroupant ces deux secteurs afin de voir si tel est bien le cas ou si l'industrie est encore sujette à un phénomène de contagion d'un possible choc systémique. C'est ce que je vais tenter de faire au sein de la prochaine section de ce mémoire.

c. Evolution du système global (financier et non-financier) d'un point de vue dynamique :

Au sein de cette section, mon analyse s'effectue donc non plus sur deux réseaux, mais sur un seul regroupant les deux secteurs. Afin de parvenir à la construction de celui-ci, j'ai dû entreprendre quelques modifications sur l'étude de mes données au sein du programme *R studio*, dont le code concernant ce réseau se retrouve en annexe (annexe 1.3).

L'objectif ici, est d'observer comment les deux secteurs interagissent entre eux au cours du temps, s'il y a bien eu des phénomènes de contagion du secteur financier vers la sphère réelle, ou encore si ces deux ci se comportent de manière indépendante l'une vis-à-vis de l'autre. Afin de répondre à de tels questions, je mènerai non seulement une analyse graphique du réseau au cours du temps, mais aussi une étude plus quantitative par rapport à l'ensemble des connexions allant d'un secteur à un autre grâce aux Degrés de Causalité selon Granger (DCG). Cette dernière mesure peut s'écrire mathématiquement de la façon suivante :

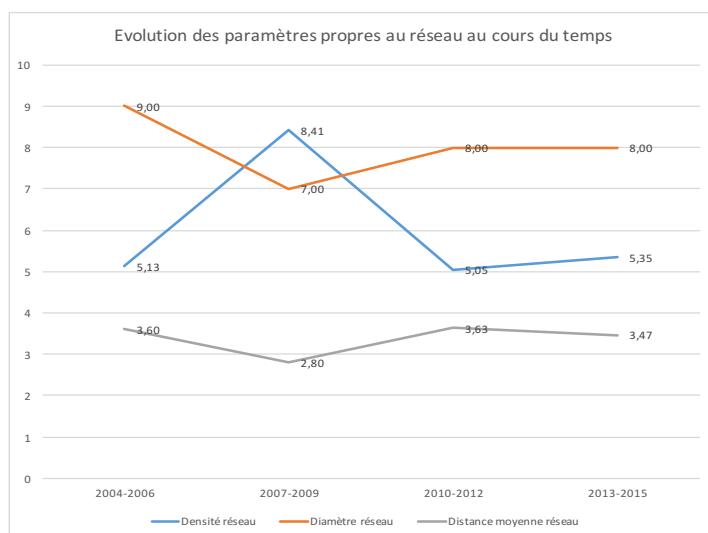
$$DCG = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{j \neq i}^N (j \rightarrow i)$$

où N représente le nombre de firme total avec $i \text{ et } j = 1, 2, \dots, 61 \in N$.

- *Analyse graphique du réseau au cours du temps :*

En observant les 4 réseaux appartenant chacun à une période donnée, qui par ailleurs sont les mêmes que celles analysées lors de l'analyse comparative, on peut tout d'abord remarquer que la connectivité présente au sein de ceux-ci a tendance à augmenter jusqu'à la période 2007-2009 et ensuite à diminuer lors des deux dernières périodes. Ceci peut être confirmé par les différents indicateurs étudiés pour chacun de ces réseaux, à savoir, leur densité, leur diamètre ainsi que la distance moyenne entre chaque entreprise. En effet, si l'on

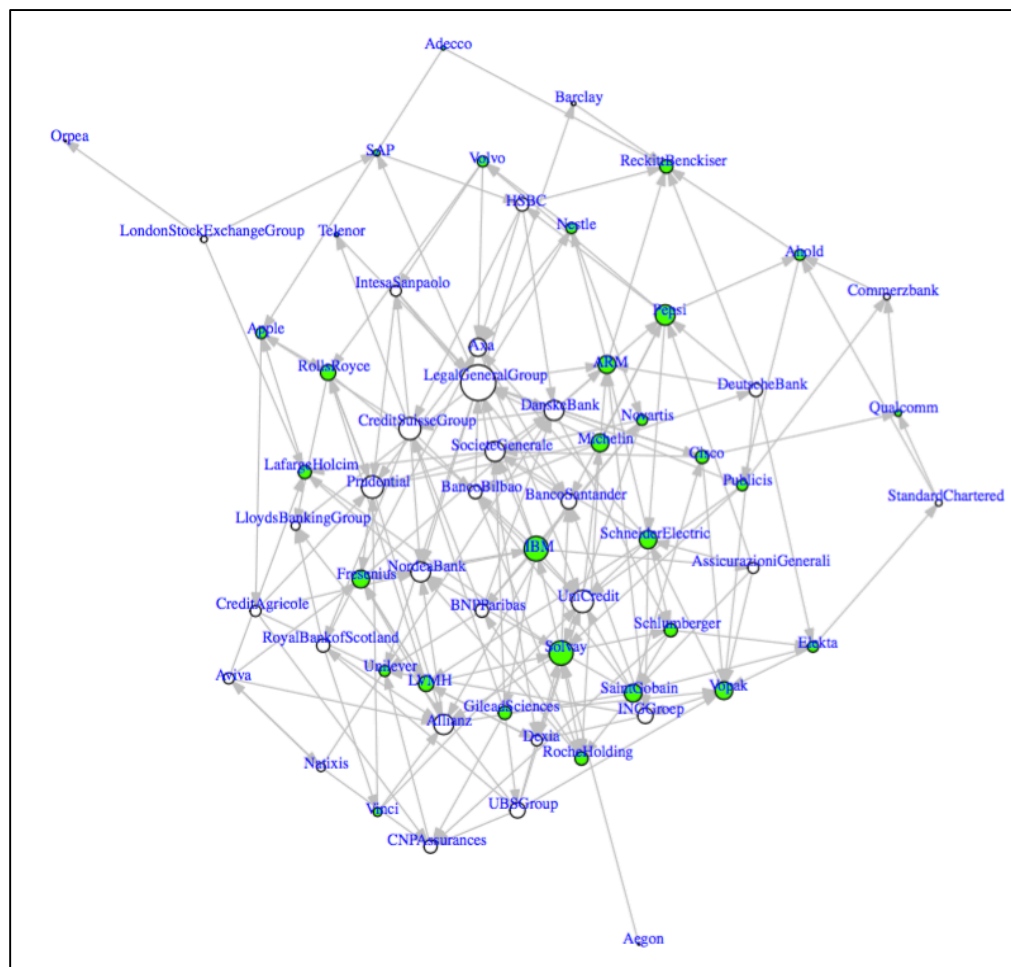
Graphique 4: Evolution des paramètres de connectivités



regarde les paramètres disposés au sein du graphique 4, on remarquera que le diamètre ainsi que la distance moyenne du réseau diminuent lors de la période 2007-2009 et que la densité (qui a été multipliée par 100 au sein de ce graphique pour des questions d'échelle) des connexions augmente au même moment, impliquant un réseau plus concentré et connecté.

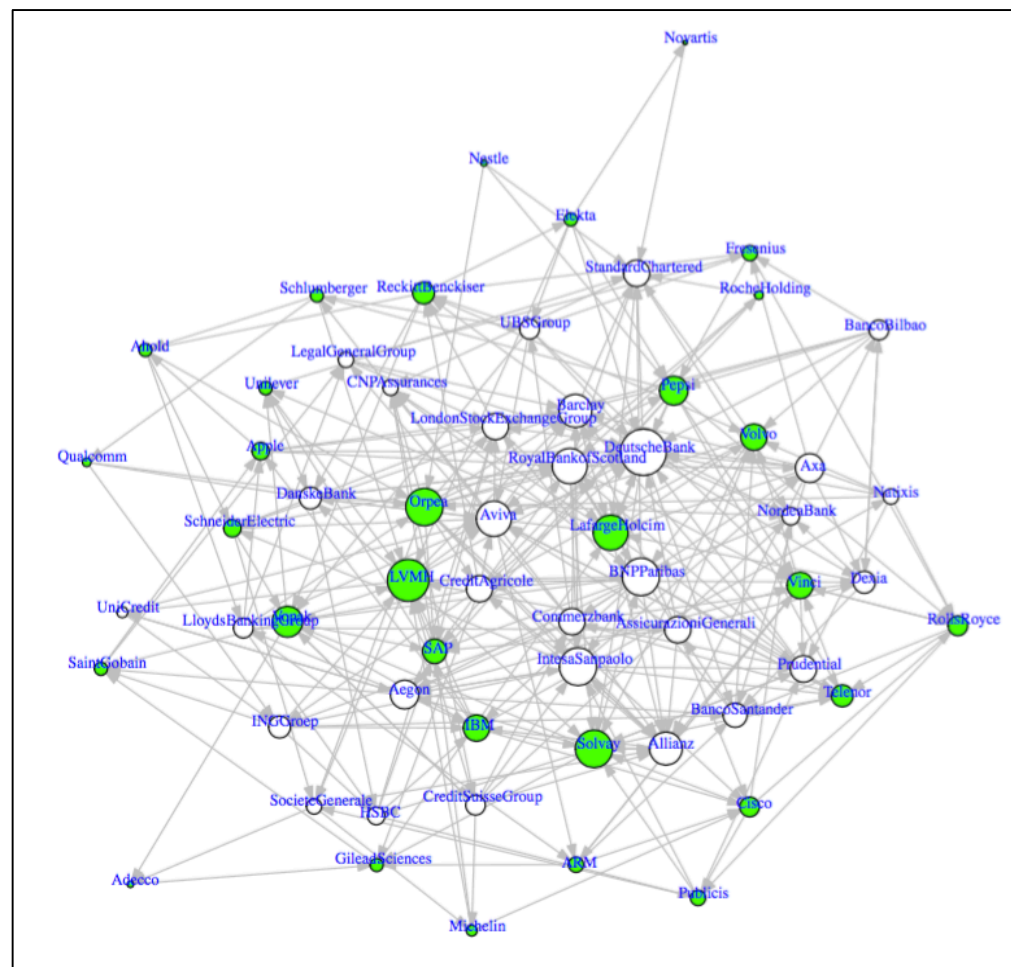
De plus, on peut aussi observer que lors de la période relative à la crise financière de 2007-2009, les nœuds représentant les différentes sociétés (nœuds verts=sphère non-financière, nœuds blancs=sphère financière) ont des tailles qui sont bien plus grandes par rapport aux trois autres périodes et que les sociétés ayant ces nœuds de taille plus élevée ne sont pas uniquement issues de la sphère financière. Cette dernière observation permet de mettre en évidence le fait que les sociétés présentent des niveaux de degré bien plus élevé et sont donc bien plus intégrées à l'ensemble du réseau. Intéressant aussi de remarquer que lors des deux premières périodes, on peut distinguer comme un noyau de sociétés fort connectées entre elles au centre du réseau et autour duquel des sociétés moins connectées gravitent. Alors que par après, la disposition graphique des entreprises plus connectées semble être plus homogène sur l'ensemble du réseau.

Figure 22: Réseau Global 2004-2006



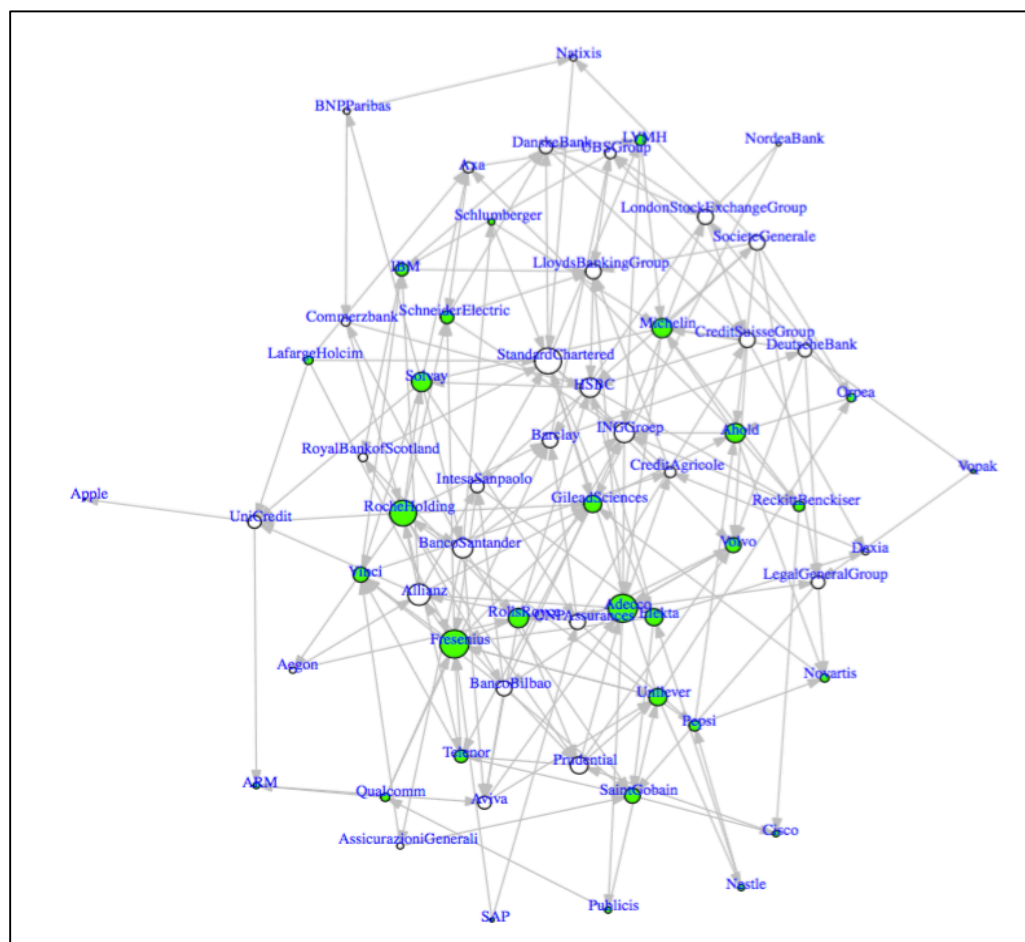
Densité	0,0513
Diamètre	9
Distance moyenne	3,602
Société(s) la/les plus connectée(s)	Legal General Group
Société(s) la/les moins connectée(s)*	Aegon et Orpea

Figure 23: Réseau Global 2007-2009



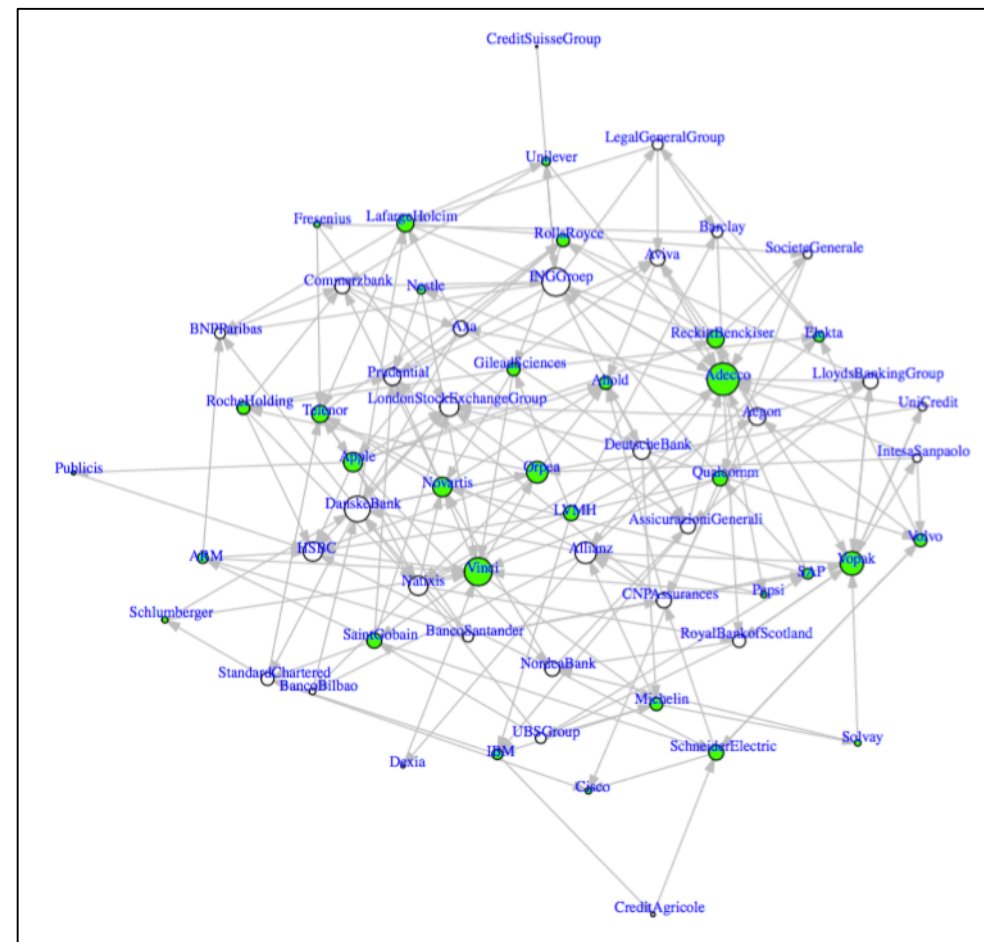
Densité	0,0841
Diamètre	7
Distance moyenne	2,796
Société la plus connectée	Deutsche Bank
Société(s) la/les moins connectée(s)*	Novartis

Figure 24: Réseau Global 2010-2012



Densité	0,0505
Diamètre	8
Distance moyenne	3,633
Société(s) la/les plus connectée(s)	Adecco & Fresenius
Société(s) la/les moins connectée(s)*	Apple

Figure 25: Réseau Global 2013-2009



Densité	0,0535
Diamètre	8
Distance moyenne	3,471
Société la plus connectée	Adecco
Société(s) la/les moins connectée(s)*	Crédit Suisse Group

Une autre analyse intéressante qui peut être extraite de ces réseaux, est celle concernant le nombre de sociétés présentant des degrés sortants qui sont comprises dans et au-dessus de la moyenne relative à ce type de degrés et d'observer cela avant et après la crise

Table 16: Analyse des degrés propre aux réseaux globaux des périodes 2004-2006, 2007-2009 et 2010-2012

Note: les entreprises surlignées de jaune sont celles issues de la sphère non-financière

2004-2006				2007-2009				2010-2012			
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT	Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT	Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT
LegalGeneralGroup	16	6	10	Orpea	17	5	12	RocheHolding	12	3	9
IBM	11	2	9	BNPParibas	17	6	11	Adecco	13	5	8
Michelin	8	1	7	LVMH	19	9	10	BancoSantander	9	2	7
CreditSuisseGroup	10	4	6	IntesaSanpaolo	17	7	10	StandardChartered	12	6	6
SaintGobain	8	2	6	Axa	13	3	10	Allianz	10	4	6
UBSGroup	7	1	6	AssicurazioniGenerali	12	2	10	Solvay	9	3	6
DeutscheBank	6	1	5	Commerzbank	12	3	9	SocieteGenerale	7	1	6
GileadSciences	6	1	5	Solvay	17	9	8	Fresenius	13	8	5
INGGroep	7	2	5	LafargeHolcim	16	8	8	Ahold	9	4	5
Pepsi	9	4	5	RoyalBankofScotland	16	8	8	RollsRoyce	9	4	5
SchneiderElectric	8	3	5	Pepsi	13	5	8	Elekta	8	3	5
AssicurazioniGenerali	5	1	4	DeutscheBank	21	14	7	Prudential	8	3	5
Aviva	5	1	4	Vopak	14	7	7	BancoBilbao	7	2	5
Cisco	6	2	4	Aegon	13	6	7	DeutscheBank	6	1	5
CreditAgricole	5	1	4	CreditAgricole	12	5	7	Michelin	9	5	4
DanskeBank	9	5	4	BancoBilbao	9	2	7	Unilever	8	4	4
HSBC	6	2	4	LloydsBankingGroup	9	2	7	CNPAssurances	7	3	4
LVMH	7	3	4	IBM	12	6	6	CreditSuisseGroup	7	3	4
RoyalBankofScotland	6	2	4	ReckittBenckiser	10	4	6	LafargeHolcim	4	0	4
SocieteGenerale	9	5	4	CreditSuisseGroup	9	3	6	HSBC	9	6	3
Solvay	11	7	4	Aviva	16	11	5	LondonStockExchangeGroup	7	4	3
ARM	8	5	3	Vinci	12	7	5	IBM	6	3	3
Axa	8	5	3	Volvo	12	7	5	SchneiderElectric	6	3	3
BNPParibas	6	3	3	INGGroep	10	5	5	Telenor	6	3	3
Fresenius	8	5	3	UBSGroup	9	4	5	IntesaSanpaolo	6	3	3
IntesaSanpaolo	5	2	3	Apple	8	3	5	LVMH	5	2	3
LondonStockExchangeGroup	3	0	3	Natixis	7	2	5	Pepsi	5	2	3
Natixis	4	1	3	Elekta	6	1	5	Qualcomm	4	1	3
Nestle	5	2	3	Allianz	15	11	4	INGGroep	9	7	2
Novartis	5	2	3	Barclay	15	11	4	GileadSciences	8	6	2
Prudential	10	7	3	LondonStockExchangeGroup	12	8	4	Vinci	7	5	2
Publicis	5	2	3	Prudential	12	8	4	Volvo	7	5	2
RocheHolding	6	3	3	Telenor	10	6	4	Barclay	7	5	2
RollsRoyce	7	4	3	DanskeBank	10	6	4	Aviva	6	4	2
Schlumberger	6	3	3	Dexia	10	6	4	DanskeBank	6	4	2
Vinci	4	1	3	Cisco	9	5	4	LegalGeneralGroup	6	4	2
Volvo	5	2	3	RollsRoyce	9	5	4	UniCredit	6	4	2
Adecco	2	0	2	HSBC	8	4	4	ReckittBenckiser	5	3	2
Ahold	5	3	2	ARM	7	3	4	Axa	5	3	2
Allianz	9	7	2	Publicis	7	3	4	UBSGroup	5	3	2
Apple	5	3	2	LegalGeneralGroup	7	3	4	Orpea	4	2	2
BancoBilbao	6	4	2	Schlumberger	6	2	4	Commerzbank	4	2	2
Elekta	5	3	2	StandardChartered	12	9	3	RoyalBankofScotland	4	2	2
LafargeHolcim	6	4	2	SAP	11	8	3	Nestle	3	1	2
NordeaBank	9	7	2	BancoSantander	11	8	3	Publicis	3	1	2
StandardChartered	3	1	2	SchneiderElectric	8	5	3	Schlumberger	3	1	2
UniCredit	10	8	2	Fresenius	7	4	3	Aegon	3	1	2
Vopak	8	6	2	SocieteGenerale	7	4	3	AssicurazioniGenerali	3	1	2
Aegon	1	0	1	Ahold	6	3	3	BNPParibas	3	1	2
BancoSantander	7	6	1	Unilever	6	3	3	SAP	2	0	2
Barclay	2	1	1	Michelin	5	2	3	NordeaBank	2	0	2
CNPAssurances	6	5	1	UniCredit	5	2	3	SaintGobain	7	6	1
Commerzbank	3	2	1	Qualcomm	4	1	3	LloydsBankingGroup	7	6	1
Dexia	5	4	1	RocheHolding	4	1	3	CreditAgricole	5	4	1
Qualcomm	3	2	1	Nestle	3	0	3	Novartis	4	3	1
SAP	3	2	1	CNPAssurances	7	5	2	ARM	3	2	1
Telenor	2	1	1	GileadSciences	6	4	2	Cisco	3	2	1
LloydsBankingGroup	4	4	0	SaintGobain	6	4	2	Dexia	3	2	1
Orpea	1	1	0	NordeaBank	8	7	1	Natixis	3	2	1
ReckittBenckiser	6	6	0	Adecco	3	2	1	Vopak	2	1	1
Unilever	5	5	0	Novartis	2	1	1	Apple	1	1	0
Degrés Totaux Réseau	376			Degrés Totaux Réseau	616			Degrés Totaux Réseau	370		
Moyenne	6,1639344	3,08196721	3,08196721	Moyenne	10,0984	5,0491803	5,04918033	Moyenne	6,06557	3,0327869	3,03278689
Variance	7,3726776	4,20983607	4,00983607	Variance	18,3568	8,6808743	6,74754098	Variance	7,79563	3,2989071	3,56557377
Maximum	16	8	10	Maximum	21	14	12	Maximum	13	8	9
Minimum	1	0	0	Minimum	2	0	1	Minimum	1	0	0

financière de 2007-2009. Les résultats sortants de la table 14 présentée ci-dessus, nous montrent qu'avant la crise, plus de 54% des entreprises présentant des degrés sortants compris dans et au-dessus de la moyenne respective à ceux-ci, proviennent de la sphère non-financière. Cela implique qu'avant la crise, une part importante des sociétés qui permettaient une meilleure estimation d'autres institutions provenait du secteur non-financier. Cependant, lors de la crise financière, c'est l'inverse qui se produit : plus de 57% des sociétés présentant des degrés sortants dans et au-dessus de la moyenne, sont issues de la sphère financière.

Nous pouvons donc bien observer ici, que lors de cette période où un choc systémique s'est développé, les institutions qui ont le plus propagé ce dernier étaient issues de la sphère financière. Enfin, après la crise, c'est exactement la situation inverse qui se produit que lors de la période couvrant la crise financière : les institutions financières ayant été frappées par la crise et ayant permis la diffusion rapide de celle-ci au sein de la sphère non-financière et de la sphère économique en générale, ont alors connu un retrait en terme de causalité.

Mais qu'en est-il des degrés entrants ? C'est-à-dire des sociétés qui ont été le plus causées par d'autres, ou qui ont été mieux estimées par d'autres ?

J'ai entrepris la même étude que celle que nous venons d'analyser concernant les degrés sortants. Ce qu'il en ressort, c'est que lors de la période 2004-2006, 65% des sociétés ayant été fortement mieux estimées par d'autres sont issues de la sphère financière. Lors de la crise financière de 2007-2009, la situation reste toujours la même avec cependant une baisse du pourcentage (56%) d'institutions financières causées par d'autres. Enfin, concernant la période post-crise financière, ce pourcentage est tombé à 50% impliquant que la moitié des sociétés présentant un niveau de degré entrant supérieur ou égal à la moyenne de l'ensemble de l'échantillon, sont issues de la sphère financière et l'autre moitié de la sphère non-financière.

Peut-on dès lors conclure qu'avant la crise financière, c'est le secteur non-financier qui a causé en grande partie le secteur financier, ou encore que lors de la crise financière, le secteur financier s'est causé lui-même ? Difficile à dire sur base de cette seule étude entreprise sur les degrés entrants et sortants propres à ces réseaux. Cependant, afin d'affiner cette analyse concernant la connectivité intersectorielle et voir s'il y a eu un phénomène de contagion du choc systémique de 2007-2009, je suis parvenu à extraire au sein du logiciel *R studio* le nombre de connexion allant d'un secteur à un autre, et cela dans les deux sens de causalité selon Granger (sphère financière → sphère non-financière ou sphère non-financière → sphère financière), sans oublier les liens intra sectorielles. L'analyse de cette dernière étude sera le sujet du prochain point.

d. Analyse des liens intra et intersectorielles et interprétation :

Afin d'avoir une meilleure vision et compréhension des possibles liens inter et intra sectorielles au cours du temps, il est utile de se baser sur la table 15 disposée à la page suivante. Cette table nous montre, à travers le temps, le nombre de connexions qui lient les secteurs l'un à l'autre mais aussi le nombre de connexions présentes au sein d'un même secteur. De plus, il met aussi en évidence le pourcentage des connexions effectivement réalisés au sein des réseaux par rapport au maximum des connexions qu'il aurait été possible d'avoir au sein de ces réseaux (DCG).

Une première constatation que l'on peut émettre est que le nombre de connexions est nettement plus élevé lors de la période incluant la crise financière et que ces 308 connexions représentent 8,42% des 3660 connexions qu'il aurait été possible de construire parmi toutes les sociétés. Celle-ci est ensuite suivie par la dernière période (2013-2015), qui démontre aussi un nombre de connexions plus élevé que les deux dernières périodes à savoir 2004-2006 et 2010-2012.

Ensuite, si l'on s'attarde sur les connexions intersectorielles, il est intéressant de remarquer que pour chacune des périodes, hormis la dernière, c'est toujours la sphère non-financière qui cause le plus la sphère financière. En effet, avant la crise, plus de 27% des connexions présentent au sein du réseau sont des connexions allant du secteur non-financier vers celui de la finance. Ce pourcentage a eu ensuite tendance à diminuer pendant la période relative à la crise financière pour enfin augmenter à nouveau et atteindre son maximum post-crise de 27% en 2013-2015. Concernant la situation inverse, on peut observer que le secteur financier a causé à hauteur de 25% son homologue non-financier lors de la première période, pour ensuite atteindre un niveau minimum de liens causants en 2007-2009 de 20,5%. C'est seulement après la crise de 2007-2009, que le secteur financier s'est mis à de plus en plus émettre de connexions causantes vers la sphère non-financière pour atteindre un niveau maximum de 28,1% durant la période de 2013-2015.

Il est cependant important d'aussi porter attention aux liens intra sectoriels relatifs à ces réseaux. En effet, si l'on regarde ces liens pendant les périodes 2004-2006 et 2007-2008,

Table 15: Analyse de l'évolution des liens inter et intra-sectoriels au cours du temps entre la sphère financière et non-financière

		Pourcentage du nbr. de connections effectives % à toutes les connections possibles		Nombre de connections	
		TO		TO	
Secteurs		Non Financier (%)	Financier (%)	Non Financier	Financier
2004 - 2006					
FROM					
Tous		5,14%		188	
Non Financier		22,9%	27,1%	43	51
Financier		25,0%	25,0%	47	47
2007 - 2009					
FROM					
Tous		8,42%		308	
Non Financier		22,7%	23,4%	70	72
Financier		20,5%	33,4%	63	103
2010 - 2012					
FROM					
Tous		5,05%		185	
Non Financier		26,5%	25,4%	49	47
Financier		23,2%	24,9%	43	46
2013 - 2015					
FROM					
Tous		5,4%		196	
Non Financier		23,5%	27,0%	46	53
Financier		28,1%	21,4%	55	42

Note: Les données relatives à la partie droite du tableau sont issues de mes analyses au sein du programme R studio. Avec celles-ci j'ai pu ensuite calculer pourcentage du nombre de connections effectives par rapport à toutes les connections possibles au sein des réseaux grâce à la méthodologie des Degrés de Causalité selon Granger exposée à la page 83 de ce mémoire.

on peut remarquer que le secteur financier est nettement plus lié à lui-même que son homologue non-financier et qu'après ces deux périodes, ce niveau de connectivité se met à baisser rapidement. D'ailleurs, la connectivité intra sectorielle propre au secteur financier explose lors de la crise financière pour atteindre un niveau de 33,4% et atteint son minimum de connectivité en 2013-2015. Par contre, les périodes post crise financière, nous montre aussi que le secteur non-financier se cause de plus en plus lui-même. Les liens de causalités propres à ce secteur iront jusqu'à hauteur de 26,5% juste après la crise, démontrant une tendance que les entreprises non-financières veulent pouvoir être plus autonomes dans leur estimation.

Dès lors, sur base de cette analyse, on peut remarquer que d'un point de vue global la connectivité inter et intra sectorielle présente au sein de ces réseaux est, pour la plupart du temps, assez bien répartie. Cependant, lorsque la volatilité présente au sein des marchés augmente (voir graphique 3 à la page 81), on peut observer un accroissement de la connectivité. Lors de la crise financière par exemple, période où les marchés ont accusé une volatilité record, la connectivité du réseau s'est fortement axée sur le secteur financier à lui seul, ce qui a ensuite permis la diffusion de cette volatilité extrême au sein du secteur non-financier. On peut également observer un accroissement de la connectivité lors de la dernière période relative à cette étude, qui fût en partie dû à une crainte des marchés par rapport à la situation économique de la Chine. Lors de cette période, la connectivité du réseau s'est principalement axée sur le secteur non-financier ainsi que sur les liens intersectoriels allant de la sphère financière vers la non-financière.

Enfin, il est aussi important de notifier qu'avant la crise de 2007-2009, même si le réseau en lui-même semblait être moins connecté, le secteur financier causait à hauteur de 25% le secteur non-financier. De plus, on peut aussi remarquer qu'à ce moment-là le secteur non-financier causait plus de 27% le secteur financier. Sachant que la crise des *subprimes* de 2007-2009 fût causée en partie par une longue période de dérégulation financière avant que celle-ci n'éclate, le réseau de 2004-2006 nous permet d'observer qu'à ce moment-là, l'ensemble du système était fort vulnérable à un possible choc, puisqu'il se causait assez fortement dans son ensemble.

Troisième Partie : Pistes pour aller plus loin dans l'analyse

Tout d'abord, il est important de mentionner que le travail effectué ici, fût opéré sur des rendements boursiers mensuels de plusieurs entreprises. Ainsi, le niveau de précision quant à l'analyse des différents réseaux construits, peut être discuté. En effet, des rendements boursiers hebdomadaires ou journaliers auraient affiné cette étude empirique. Cependant, lorsque l'on utilise autant d'observations, il est important d'utiliser un modèle économétrique permettant de supprimer l'hétéroscédasticité qui se présenterait au sein des résidus. Pour cela, l'utilisation d'un modèle GARCH (1,1) serait une voix possible comme les auteurs Billio, Getmansky, Lo et Pelizzon l'ont fait au sein de leur étude en février 2012.

Ensuite, au sein de ce mémoire, j'ai décidé de prendre comme modèle d'estimation des rendements boursiers le *Capital Asset Pricing Model (CAPM)*, qui bien évidemment a ses points positifs et négatifs. En effet, ce modèle, fort connu du monde de la finance de par sa simplicité d'utilisation et sa rapidité d'exécution, peut cependant être critiqué sur le fait qu'il estime les rendements des sociétés par un seul portefeuille représentant le marché (dans notre cas l'EUROSTOXX 50). Pour R. Roll (1977), cela semble être trop faible comme moyen d'estimation. Pour lui, il serait plus juste d'utiliser un portefeuille du marché incluant tous les investissements possibles qu'un possible investisseur peut trouver au sein des marchés (Actions, obligations, biens immobiliers, œuvres d'art...). Cependant, un tel indice n'existe actuellement pas au sein des marchés. De plus, il apparaît que d'un point de vue empirique le CAPM ne prend pas en compte des facteurs tels que la taille et la valeur des entreprises estimées. Un modèle qui aurait été plus précis en terme d'évaluation des rendements, serait le Fama-French. Celui-ci prend non seulement en compte le portefeuille du marché, mais aussi des facteurs tels que la taille des entreprises et la valeur de celles-ci. L'étude de Billio, Caporin, Panzica et Pelizzon sortie la première fois en mai 2014, illustre bien l'utilisation d'un outil économétrique plus élaboré que le CAPM, notamment le Fama-French.

Autre point d'analyse sur lequel il est possible d'aller plus loin est la taille des échantillons d'entreprises choisies. En effet, nous sommes ici en présence d'un échantillon de 61 entreprises composées de 30 institutions financières et 31 non-financières. De plus, l'ensemble de ces sociétés ont pour caractéristiques quelles sont toutes des *big-caps*. Il aurait

été dès lors intéressant de non seulement agrandir l'échantillon en question, mais aussi d'y incorporer des entreprises de tailles plus modestes. Cela permettrait non seulement de mettre en avant la connectivité de ce genre d'entreprise, mais aussi d'observer si de possible liens sous-sectoriels se dessinent. En effet, comme l'ont mentionné Acemoglu, Carvalho, Ozdaglar & Tahbaz-Salehi (2012) au sein de leur étude, il serait alors possible de discerner des fluctuations au sein des réseaux provenant non plus de gros chocs financiers, mais aussi de plus petits chocs, qui sous forme agrégée, peuvent alors prendre de l'ampleur au sein des réseaux.

De plus, il est aussi possible de compléter l'analyse comparative qui a été faite au sein de ce mémoire en travaillant avec des périodes temporelles « roulantes », et ainsi de voir comment les différentes entreprises au sein des deux différents secteurs évoluent au sein de leur réseau respectif.

Enfin, il aurait été intéressant que les arêtes présentes au sein des différents réseaux soient représentatives de leurs p-valeurs respectives. En effet, dans cette étude, j'ai posé comme hypothèse que si les p-valeurs obtenues grâce au test de Granger étaient inférieures à 5%, on pouvait rejeter l'hypothèse nulle comme quoi il n'y avait pas de causalité au sens de Granger et inversement si la p-valeur était supérieure à 5%. Dès lors, les liens entre entreprises étant dus à des p-valeurs qui se rapprochent fortement de 0, auraient alors démontré une forte connectivité impliquant une taille plus épaisse pour ces liens. A l'inverse, les liens étant fondés sur des p-valeurs qui se rapprochent fortement des 5% auraient alors revêtit une taille beaucoup plus fine, démontrant que la causalité n'était pas énorme au sens de Granger.

Conclusion

Afin de conclure ce mémoire, il est pertinent de se rappeler l'objectif principal de celui-ci. Tout au long de ce travail, l'objectif était non seulement de comparer la connectivité présente au sein des deux sphères sectorielles et de soustraire de cette analyse les possibles différences en terme de connectivité grâce aux réseaux construits, mais aussi de mettre en avant les possibles liens de causalités ainsi que leurs directions présentes entre les deux sphères sectorielles au sein d'un seul et même réseau. Etions-nous dès lors dans une situation où c'est la fragilité du système englobant les institutions financières qui cause la fragilité de la sphère réelle ? Est-ce le contraire ? Ou enfin, sont-elles expliquées par des composantes communes non explicitées dans le modèle ?

Concernant le premier objectif, il en est ressorti une première conclusion assez frappante. En effet, que se soit d'un point de vue statique ou dynamique, la sphère financière européenne s'est toujours montrée bien plus connectée que sa contrepartie non-financière. Cette première observation nous permet donc bien d'appuyer sur le fait qu'au sein du système financier choisi, le risque de propagation d'un choc systémique est toujours fort élevé. En effet, étant donné que ces institutions financières se causent énormément entre elles, il suffirait qu'une ou plusieurs d'entre elles connaissent un défaut de paiement ou une faillite pour que cet événement se propage au reste du réseau. De plus, il est aussi ressorti au sein de cette analyse comparative, qu'à travers le temps, la connectivité des deux réseaux a eu tendance à augmenter jusqu'à son maximum lors de la crise financière de 2007-2009. Dès lors, cette observation permet de confirmer le fait que lors de la crise financière, non seulement les institutions financières étaient sujettes au phénomène de contagion par rapport à l'évolution du choc, mais aussi la sphère non-financière dans son ensemble. Cette dernière observation confirme donc bien que l'entière de notre échantillon choisi, était particulièrement vulnérable quant à l'occurrence d'un choc majeur. A cela, il faut aussi ajouter que même si les deux sphères ont ensuite connu une diminution quant à leur connectivité, la sphère non-financière a démontré une tendance à devenir à nouveau plus connectée et intégrée. L'analyse des corrélations nous a tout d'abord permis d'en savoir plus concernant cette évolution de la connectivité, mais il faut prendre en compte la propension toujours grandissante des différentes réglementations tombant sur le secteur financier. Ce qui le

pousse à contribuer vers une société plus stable ainsi que de prendre moins de risque au sein de ses activités.

Ensuite, en ce qui concerne la seconde partie de mon analyse, on a pu observer qu'avant la crise financière de 2007-2009 et durant la crise de 2011 liée à l'instabilité de la Grèce, les connexions intersectorielles étaient élevées, impliquant dès lors que le réseau dans sa globalité était fort vulnérable à un possible choc. Effectivement, au moindre problème, c'est le système tout entier qui se serait vu être touché. C'est d'ailleurs ce qui s'est passé en 2007-2009. La sphère financière qui se voulait d'être déjà fragile avant la crise, a été touchée de plein fouet par la crise des *subprimes* venant des Etats-Unis et a causé la fragilité du système englobant la sphère non-financière dû à la forte connectivité qui était présente entre les deux sphères. Il fût aussi intéressant de remarquer que lors de la période englobant la crise de 2007-2009, les connexions intersectorielles se sont, en partie, repliées et le réseau en question s'est dès lors caractérisé par une plus grande connectivité intra-sectorielle. Cependant, c'est aussi lors de cette période que le réseau affichait le nombre de connexion maximal parmi toutes les autres périodes, impliquant ainsi une causalité sans précédent entre toutes les entreprises. Enfin, lors de cette seconde partie de l'analyse, on a aussi pu observer que lors de la dernière période propre à l'étude de ce réseau global, la connectivité intersectorielle est montée en flèche, impliquant qu'à nouveau, le système dans sa globalité était sujet à une forte connectivité.

En conclusion, cette analyse a permis de démontrer de façon graphique et quantitative, l'importance de la connectivité présente entre le secteur financier et non-financier européen, ce qui est un paramètre important à prendre en compte lorsque l'on évalue le risque de propagation d'un possible choc systémique. De plus, elle a aussi permis de souligner la fragilité d'une partie du système financier européen lors des différentes crises survenues ces 10 dernières années, engendrant dès lors la fragilité de la sphère réelle.

Bibliographie

Acemoglu D., C. V.-S. (2012). The Network Origins of Aggregate Fluctuations. *Econometrica*, 80(5), 1977-2016.

Acemoglu, D., Carvalho, V. M., Ozdaglar, A., & Thabaz-Salehi, A. (2012, September). The Network Origins of Aggregate Fluctuations. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 80(5), 1977-2016.

Acharya V., E. R. (2012). Capital Shortfall: A New Approach to Ranking and Regulating Systemic Risks. *American Economic Review: Papers and Proceedings*, 102(3), 59-64.

Acharya V., P. L. (2010). *Measuring Systemic Risk*. New York University Stern Business School. New-York: Acharya V. & Pedersen L.

Acharya V., P. L. (2010). *Regulating Systemic Risk*. New-York, U.S.A.: Acharya V. & Richardson M., New York University Stern School of Business.

Acharya, V., Engle, R., & Richardson, M. (2012). Capital Shortfall: A New Approach to Ranking and Regulating Systemic Risks. *American Economic Review: Papers & Proceedings*, 102(3), 59-64.

Acharya, V., Pedersen, L. H., Philippon, T., & Richardson, M. (2010). *A Tax on Systemic Risk*. New York University, Stern School of Business. New-York: NYU.

Acharya, V., Pedersen, L. H., Philippon, T., & Richardson, M. (2010). *Measuring Systemic Risk*. New York University, Stern School of Business. New-York: NYU.

Adrian, T., & Brunnermeier, M. (2014). *CoVaR*. Federal Reserve Bank of New York. New-York: Federal Reserve Bank of New York: Staff Reports.

Billio, M., Caporin, M., Panzica, R., & Pelizzon, L. (2014). *Network Connectivity and Systematic Risk*. Working Paper, University of Frankfurt, University of Padova & University of Venezia, Frankfurt.

Billio, M., Getmansky, M., Gray, D., Lo, A. W., Merton, R. C., & Pelizzon, L. (2013). *Sovereign, Bank and Insurance Credit Spreads: Connectedness and System Networks*. Working Paper.

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

Brownlees, C., & Engle, R. (2016). *SRISK: A Conditional Capital Shortfall Measure of Systemic Risk*. New-York: New York University Stern Business School.

Chen, H., Fang, Z., Ha, T., Wang, S., Wang, X., Yang, B., & Risklighthouse, L. (2012). *Elaboration 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.

Claessens, S., & Forbes, K. (2004). *International Financial Contagion: The Theory, Evidence and Policy Implications*. MIT & World Bank. International Monetary Fund.

Combe, D. (2013). Détection de communautés dans les réseaux d'information utilisant liens et attributs. *Intelligence Artificielle*, 53-57. Université Jean Monnet, Saint-Etienne, France: HAL: Archives ouvertes.

Courcelle. (2014). *Introduction à la Théorie des Graphes: Définitions, Applications et Techniques de Preuves*. Université de Bordeaux, La BRI. Bordeaux: Courcelle B. & Université de Bordeaux.

De Bandt, O., & Hartmann, P. (2000, Novembre). Systemic Risk: A Survey. *European Central Bank: Working Paper Series*, pp. 1-55.

de Sola Perea, M., & Van Nieuwenhuize, C. (2014, Juin). Intégration et fragmentation financières dans la zone euro. *BNB revue économique*, pp. 109-120.

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

- Diebold, F. X., Demirer, M., & Yilmaz, K. (2014). *Estimating Global Bank Network Connectedness*. Diebold F. X.
- Dornbursh, R., Park, Y. C., & Claessens, S. (2000). *Contagion: How it spreads and How it can be stopped?* World Bank.
- Elliott, M., Golub, B., & Jackson, M. O. (2014). *Financial Networks and Contagion*. Harvard University, Department of Economics. Boston: Harvard University.
- Erkol, N. (2013). *Market Connectedness: Return vs. Volatility Spillovers*. Universitat Autònoma de Barcelona. Barcelona: N. Erkol & Universitat Autònoma de Barcelona.
- Freeman, L. C., Borgatti, S. P., & White, D. R. (1991). Centrality in valued graphs: A measure of betweenness based on network flow. *Social Network*, 13, pp. 141-154.
- Gabaix, X. (2011). The Granular Origins of Aggregate Fluctuations. *Econometrica*, 79(3), pp. 733-772.
- Gai, P., & Kapadia, S. (2010, March). *Contagion in financial networks*. Working Paper, Bank of England Working Paper.
- Georg, C. (2013). The effect of the interbank network structure on contagion and common shocks. *Journal of Banking & Finance*, 37(7), pp. 2216-2228.
- Granger, C. (1988). Some recent development in a concept of causality. *Journal of econometrics*, 39(1), pp. 199-212.
- Gray, A., & Leibrock, M. (2015). *Understanding Interconnectedness Risks: To Build A More Resilient Financial System*. New-York, Etats-Unis: DTCC.
- Guerard, J. B. (2010). Markowitz and the Expanding Definition of Risk: Applications of Multi-factor Risk Models. Dans J. B. Guerard, *Handbook of Portfolio Construction: Contemporary Applications of Markowitz Techniques*, Anchorage, AK, USA: J.B. Guerard., pp. 31-57.
- Hartmann, P. (2015, May). Real Estate Markets and Macroprudential Policy in Europe. *European Central Bank: Working Paper Series*(1796), pp. 2-11.

Hautsch, N., Schaumburg, J., & Schienle, M. (2013). Forecasting Systemic Impact in Financial Networks. *SYRTO Working Paper Series*(16), pp. 1-20.

Kaminsky, G. L., Lyons, R. K., & Schmukler, S. L. (2001). Mutual Fund Investment in Emerging Markets: An Overview. *The World Bank Economic Review*, 15(2), pp. 315-340.

Kleindorfer, P. R., & Wind, Y. (2009). Chapter 21: Network in Finance. Dans K. P. Y., *The Network Challenge: Strategy, Profit, and Risk in an Interlinked World*, New Jersey, U.S.A.: Pearson Education, Inc., Vol. 1st ed., pp. 367-379.

Kolaczyk, E. D., & Csardi, G. (2015). Statistical Analysis of Network Data with R. *Journal of Statistical Software*, 66(1), pp. 1-5.

Lepetit, J.-F. (2010). *Rapport sur le Risque Systémique*. Paris: Mr. Lepetit.

Lucas, R. E. (1976). Understanding Business Cycles. *The Kiel Conference on Growth without Inflation*, pp. 7-20.

Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7(1), pp. 77-91.

Minoiu, C., & Reyes, J. (2013). A network analysis of global banking: 1978–2010. *Journal of Financial Stability*, 9(2), pp. 168-185.

Minoiu, C., Kang, C., Subrahmanian, V., & Berea, A. (2013). *Does Financial Connectedness Predict Crises?* FMI, Research Department. FMI.

Moser, T. (2003). What Is International Financial Contagion? *International Finance*, 6(2), pp. 157-178.

Newman, M. (2010). *Networks: An Introduction*. Oxford, U.K., O.U.P. Oxford.

Rigo, M. (2010). *Théorie des Graphes*. Liège, Belgique: Université de Liège.

Schmidbauer, H., Roesch, A., & Uluceviz, E. (2012). Market Connectedness: Spillovers, Information Flow, and Relative Market Entropy. *The International Institute of Forecasters*, pp. 1-7.

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

The NYU Stern: The Volatility Institute. (2016). *V-Lab: NYU Stern, the volatility institute*. (N.-Y. University, Éditeur) Consulté le Avril 25, 2016, sur V-Lab:
<https://vlab.stern.nyu.edu/analysis/RISK.WORLDFIN-MR.GMES>

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

Annexes

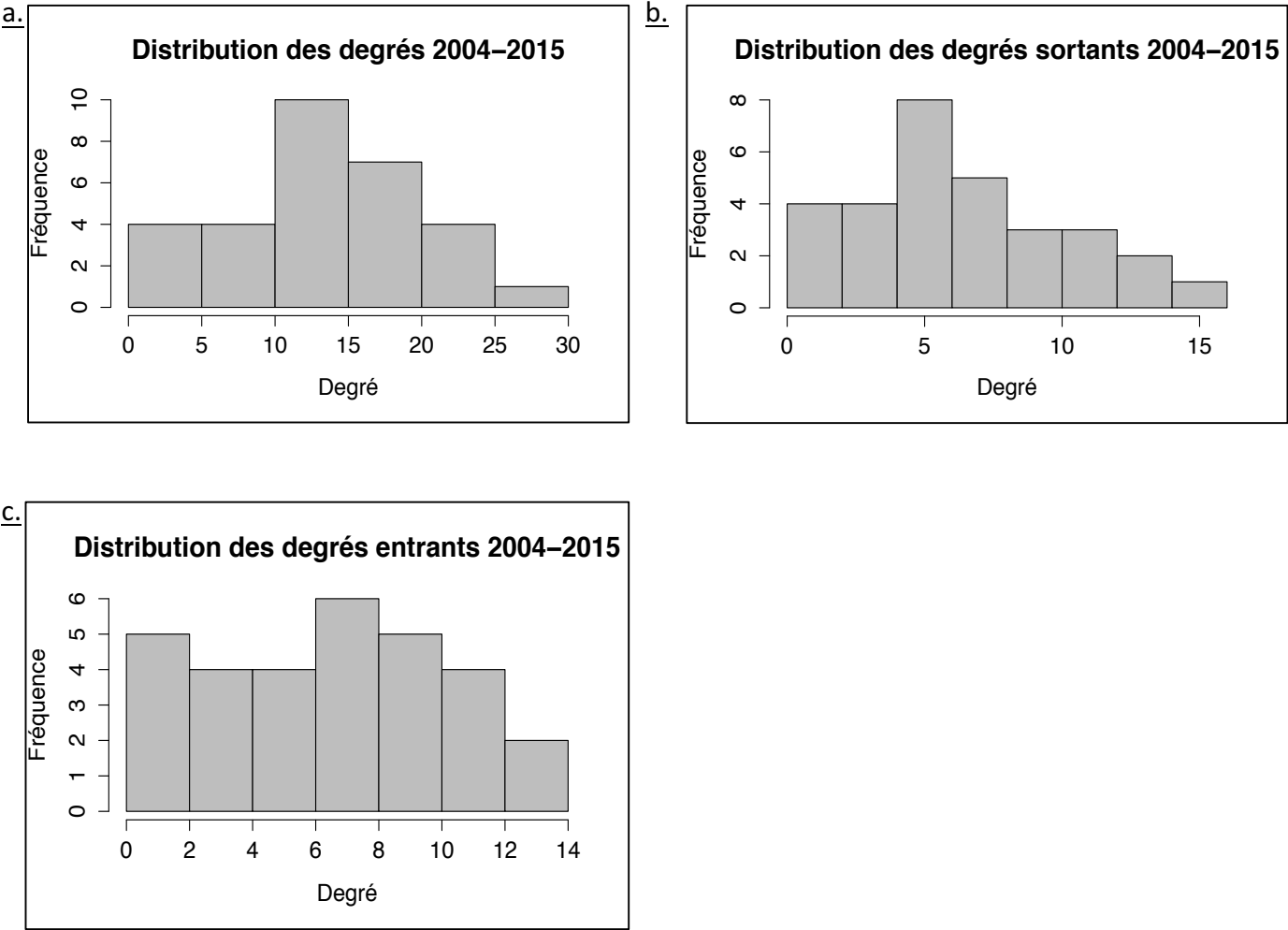
1. Annexes relatives à l’analyse empirique comparative :

1.1. Distributions des degrés globaux, sortants et entrants :

Au sein de cette section vous trouverez la distribution des degrés relative à l’analyse statique et dynamique de chacune des deux sphères. Pour améliorer la clarté de la lecture de ces graphiques, je propose une mise en page où les graphiques relatifs aux deux sphères seront présentés par période. La distribution des degrés permet de nous montre la fréquence des différents niveaux de degrés par nœuds (entreprises).

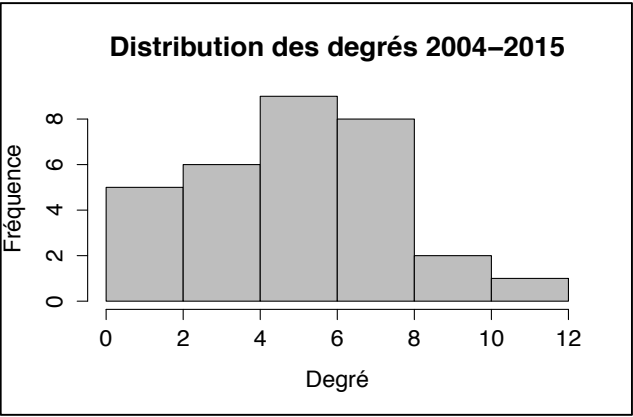
1.1.1. 2004-2015 ; analyse statique

- *Sphère Financière*

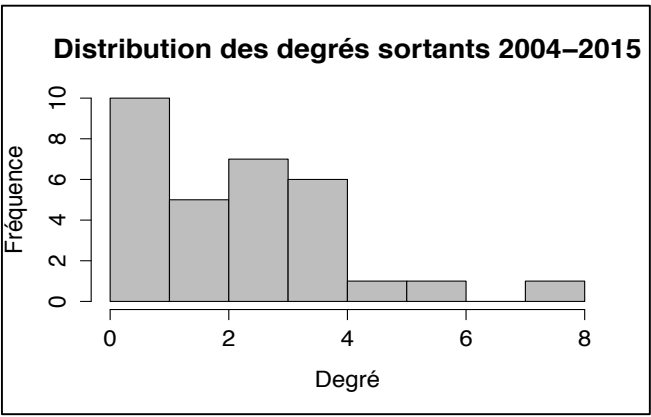


- *Sphère Non-Financière*

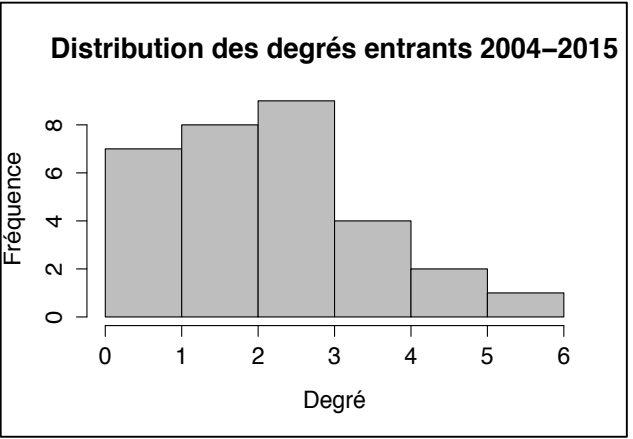
d.



e.

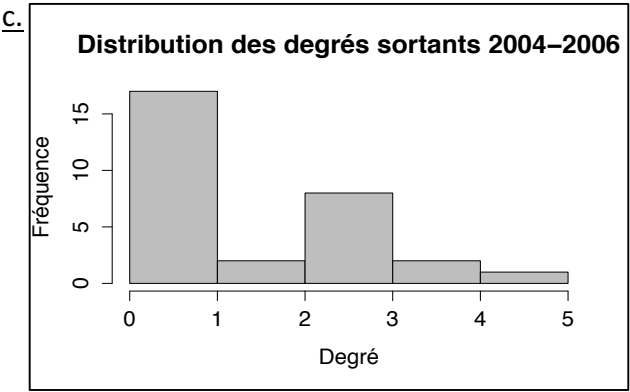
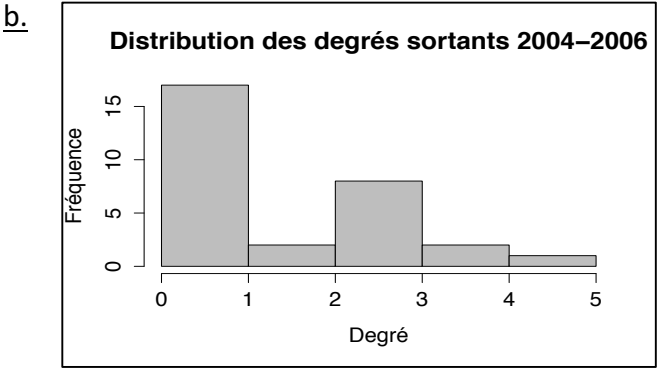
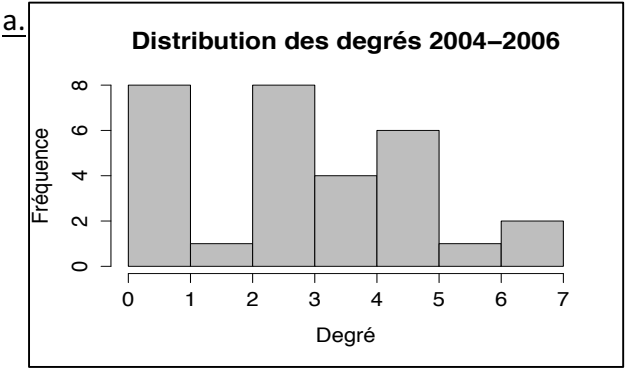


f.

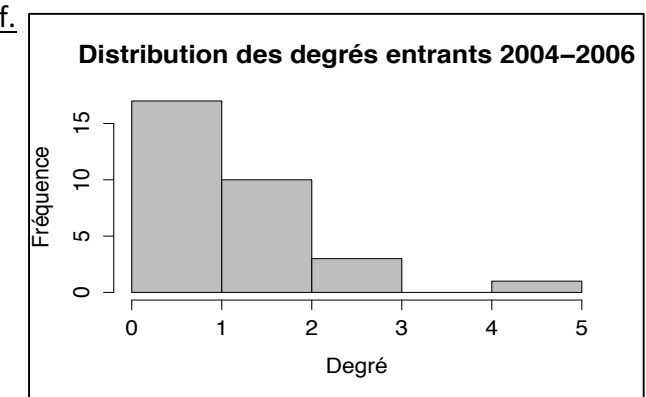
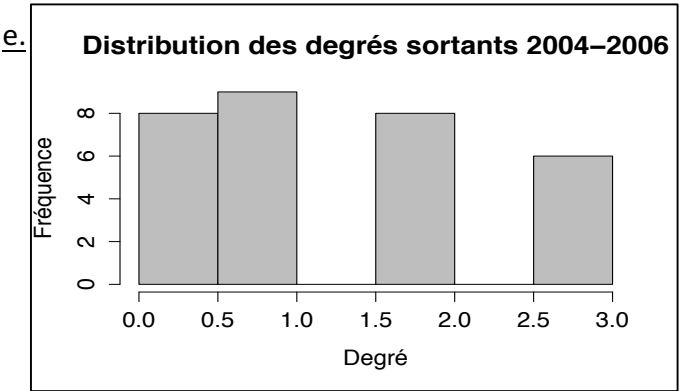
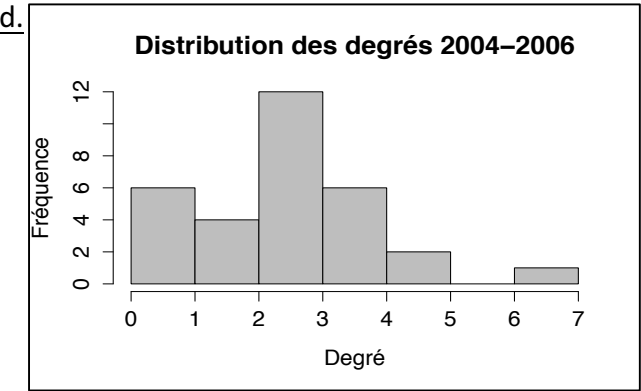


1.1.2. 2004-2006 ; analyse dynamique

• *Sphère financière*

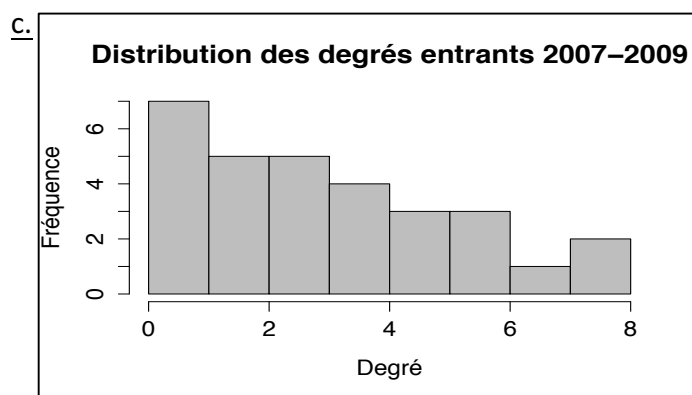
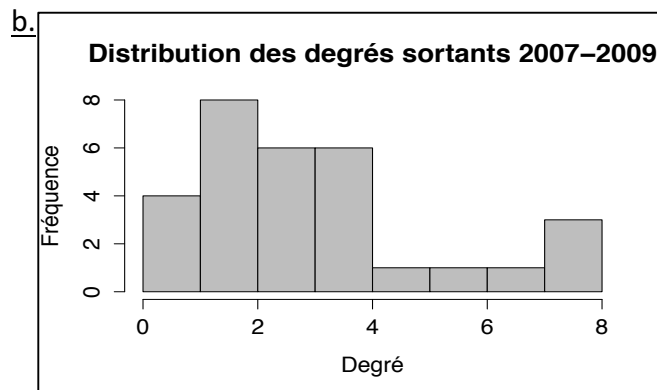
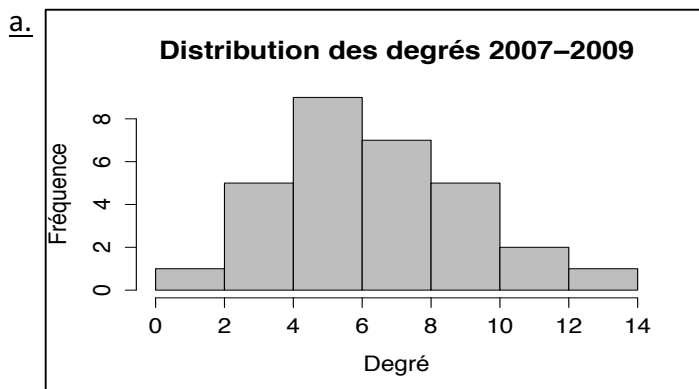


• *Sphère Non-Financière*

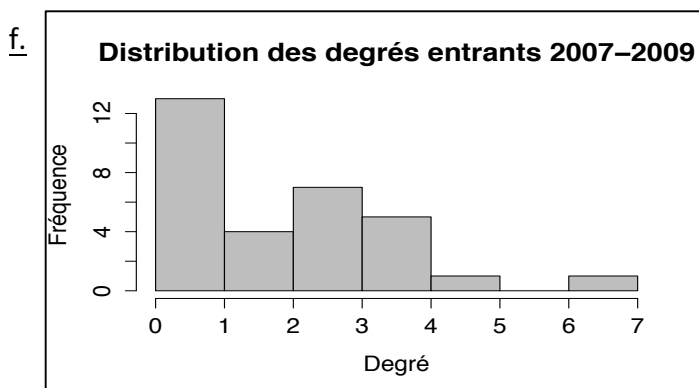
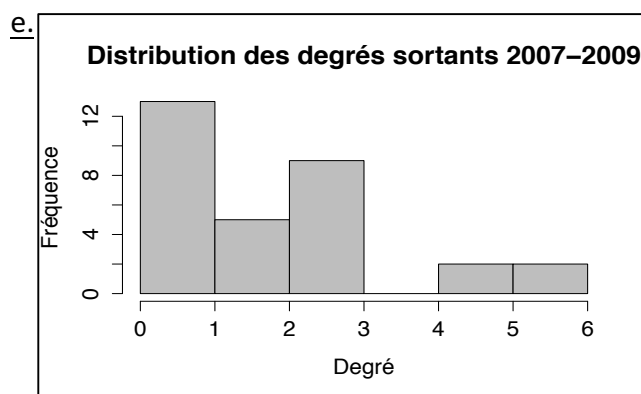
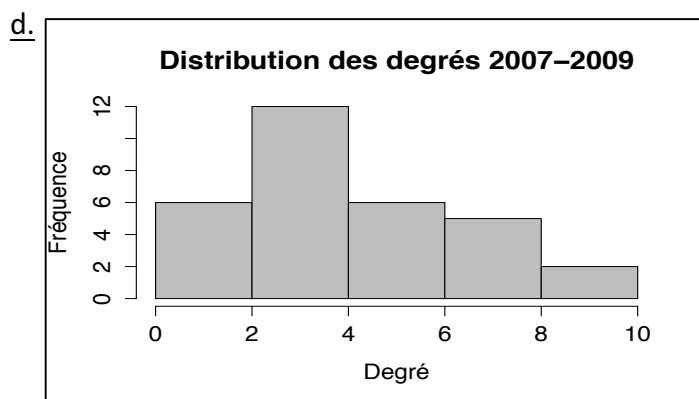


1.1.3. 2007-2009 ; analyse dynamique

- Sphère Financière

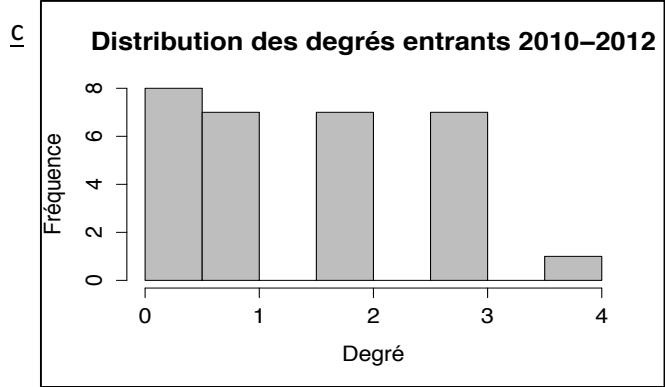
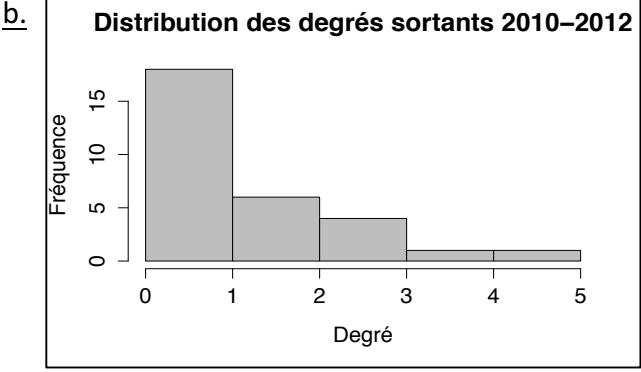
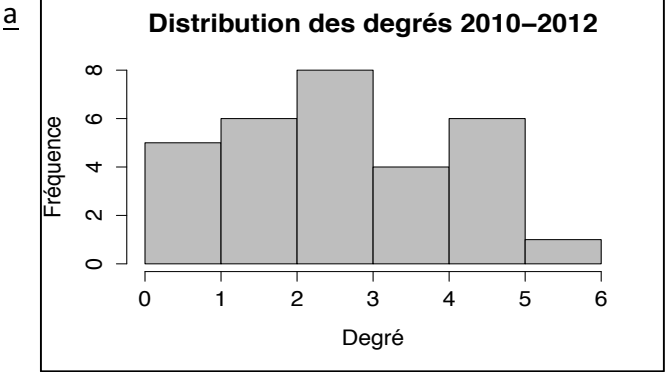


- Sphère Non-Financière

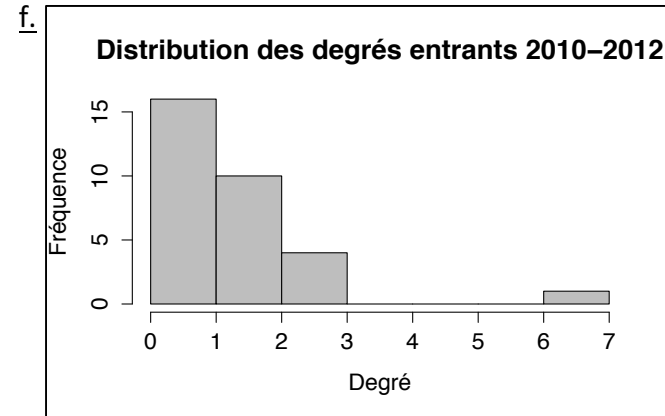
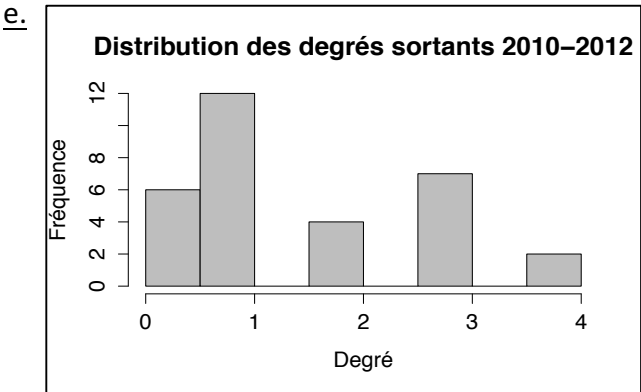
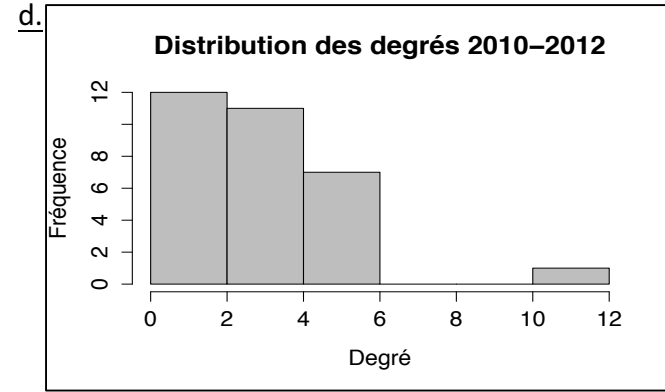


1.1.4. 2010-2012 ; analyse dynamique

• *Sphère Financière*

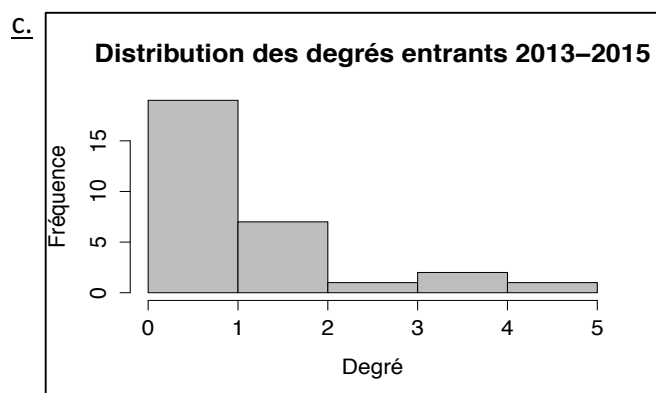
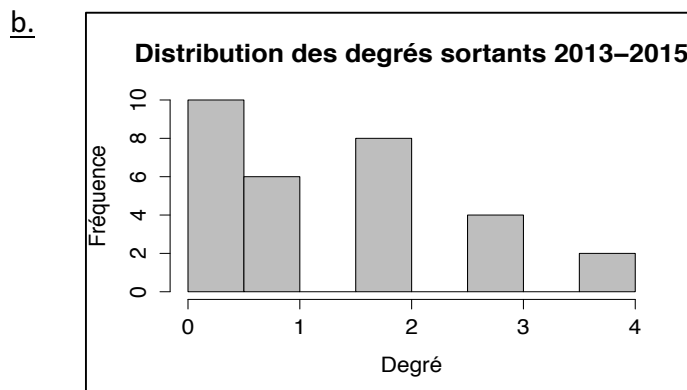
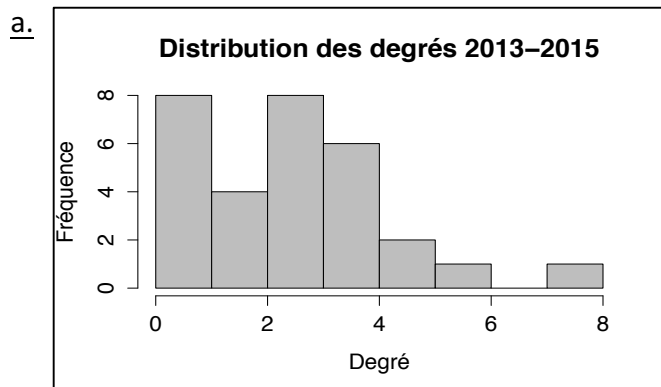


• *Sphère Non-Financière*

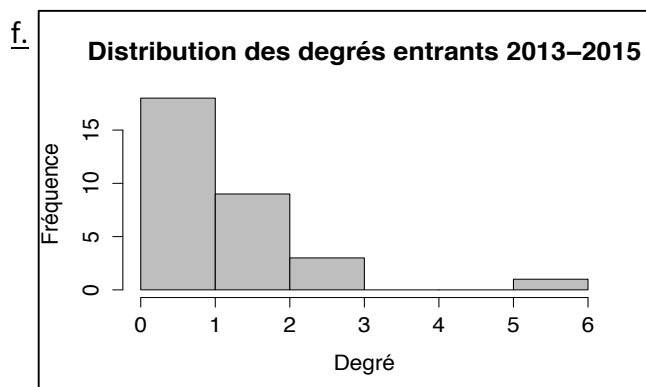
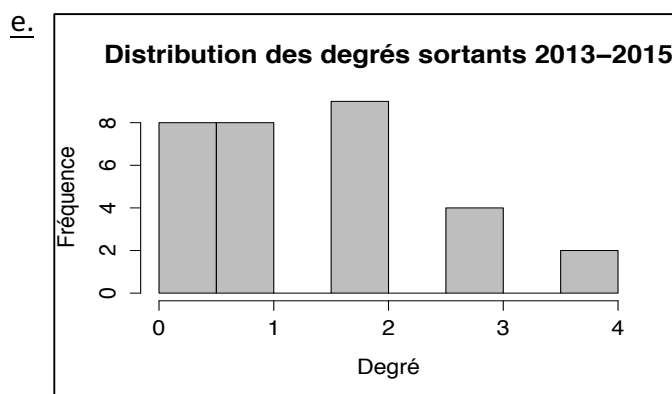
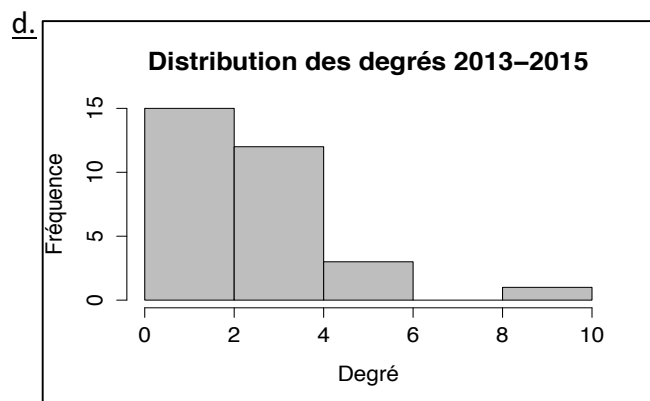


1.1.5. 2013-2015 ; analyse dynamique

- Sphère Financière*

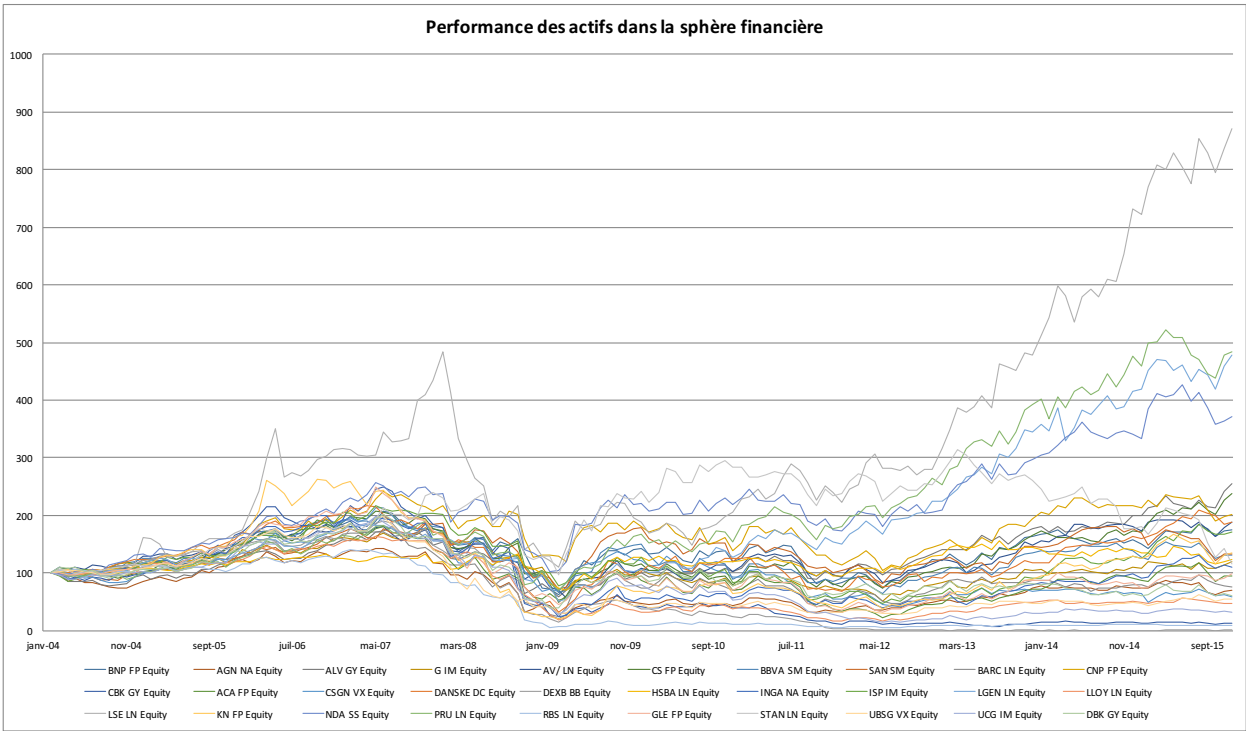


- Sphère Non-Financière*

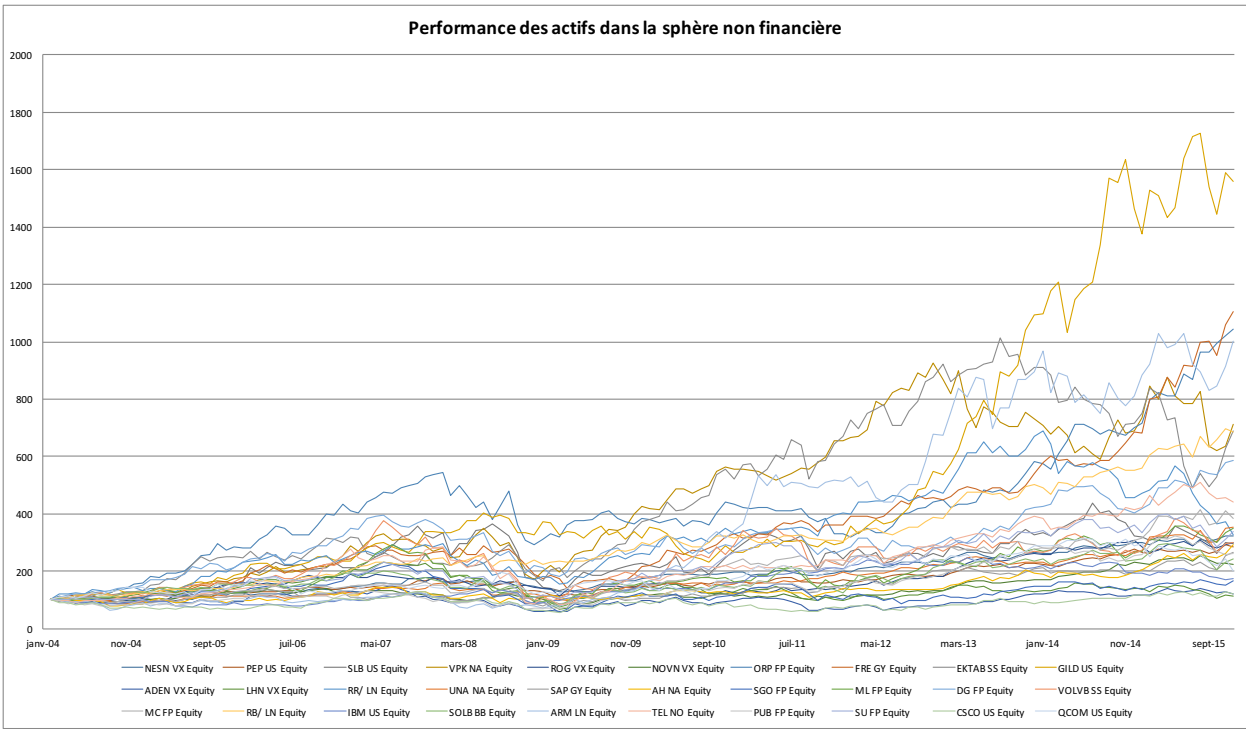


1.2. Performances des institutions de la sphère financière et non-financière :

• *Sphère Financière*



• *Sphère Non-Financière*



1.3. Tableaux récapitulatifs des différents niveaux de degrés :

Vous trouverez au sein de cette section de mes annexes, les tableaux relatifs aux différents niveaux degrés par entreprise et par secteur au cours des différentes périodes étudiées. De plus, différentes conclusions statistiques sont présentées au bas de chaque tableau afin que le lecteur puisse avoir une meilleure vision des différences entre les deux sphères étudiées au cours du temps.

- *Sphère Financière*

Degrés Entrants & Sortants Réseau Sphère Financière

2004-2015			
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT
BNPParibas	30	14	16
Axa	25	11	14
Barclay	24	13	11
RoyalBankofScotlandGroup	24	12	12
Commerzbank	21	11	10
DeutscheBank	19	12	7
HSBC	17	10	7
LegalGeneralGroup	17	8	9
LloydsBankingGroup	17	8	9
Aegon	16	3	13
Aviva	16	10	6
DanskeBank	16	10	6
CNPAssurances	15	7	8
INGGroep	15	4	11
StandardChartered	15	9	6
CreditSuisseGroup	14	9	5
Allianz	13	7	6
CreditAgricole	12	8	4
AssicurazioniGenerali	11	4	7
NordeaBank	11	6	5
Prudential	11	5	6
UBSGroup	11	7	4
LondonStockExchangeGroup	9	4	5
Natixis	9	2	7
BancoBilbao	7	5	2
BancoSantander	7	5	2
UniCredit	5	2	3
IntesaSanpaolo	4	0	4
SocieteGenerale	2	1	1
Dexia	1	0	1

Somme	414	207	207
Moyenne	13,8	6,9	6,9
Variance	47,4068966	15,3344828	14,57586207
Minimum	1	0	1
Maximum	30	14	16

2004-2006			
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT
CreditSuisseGroup	7	3	4
LegalGeneralGroup	7	2	5
DanskeBank	6	5	1
Allianz	5	4	1
Axa	5	2	3
BancoSantander	5	4	1
Prudential	5	4	1
RoyalBankofScotlandGroup	5	2	3
UniCredit	5	4	1
IntesaSanpaolo	4	1	3
Natixis	4	1	3
NordeaBank	4	4	0
UBSGroup	4	0	4
Aviva	3	1	2
CNPAssurances	3	3	0
CreditAgricole	3	0	3
Dexia	3	3	0
HSBC	3	0	3
INGGroep	3	0	3
LloydsBankingGroup	3	3	0
SocieteGenerale	3	0	3
BNPParibas	2	0	2
BancoBilbao	1	0	1
Barclay	1	1	0
Aegon	0	0	0
AssicurazioniGenerali	0	0	0
Commerzbank	0	0	0
DeutscheBank	0	0	0
LondonStockExchangeGroup	0	0	0
StandardChartered	0	0	0

Somme	94	47	47
Moyenne	3,13333333	1,56666667	1,56666667
Variance	4,53333333	2,87471264	2,391954023
Minimum	0	0	0
Maximum	7	5	5

2007-2009			
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT
IntesaSanpaolo	13	5	8
LegalGeneralGroup	12	8	4
Axa	11	3	8
Barclay	10	8	2
BNPParibas	10	3	7
Commerzbank	10	2	8
Prudential	9	7	2
Allianz	9	6	3
Aviva	8	4	4
Aegon	8	4	4
AssicurazioniGenerali	8	2	6
Dexia	8	5	3
RoyalBankofScotlandGroup	8	3	5
BancoSantander	7	5	2
NordeaBank	7	6	1
CNPAssurances	7	4	3
BancoBilbao	6	2	4
CreditAgricole	6	3	3
INGGroep	6	4	2
LondonStockExchangeGroup	6	6	0
StandardChartered	6	4	2
CreditSuisseGroup	5	1	4
DanskeBank	5	1	4
LegalGeneralGroup	5	2	3
LloydsBankingGroup	5	1	4
Aegon	4	2	2
HSBC	4	3	1
UniCredit	4	1	3
Natixis	3	1	2
UBSGroup	3	1	2
SocieteGenerale	1	0	1

Somme	206	103	103
Moyenne	6,86666667	3,43333333	3,43333333
Variance	7,9816092	4,87471264	4,598850575
Minimum	1	0	0
Maximum	13	8	8

2010-2012			
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT
LondonStockExchangeGroup	6	3	3
Allianz	5	2	3
BancoSantander	5	0	5
Barclay	5	3	2
CreditSuisseGroup	5	3	2
HSBC	5	4	1
StandardChartered	5	3	2
IntesaSanpaolo	4	3	1
LloydsBankingGroup	4	3	1
SocieteGenerale	4	0	4
UBSGroup	4	3	1
BancoBilbao	3	0	3
CNPAssurances	3	0	3
Commerzbank	3	2	1
Prudential	3	2	1
DanskeBank	3	1	2
DeutscheBank	3	1	2
INGGroep	3	2	1
Natixis	3	2	1
Aviva	2	2	0
BNPParibas	2	0	2
Dexia	2	1	1
LegalGeneralGroup	2	2	0
Prudential	2	1	1
RoyalBankofScotlandGroup	2	1	1
Aegon	1	0	1
AssicurazioniGenerali	1	1	0
NordeaBank	1	0	1
UniCredit	1	1	0
Axa	0	0	0

Somme	92	46	46
Moyenne	3,06666667	1,53333333	1,53333333
Variance	2,34022989	1,49885057	1,498850575
Minimum	0	0	0
Maximum	6	4	5

2013-2015			
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT
DanskeBank	8	5	3
INGGroep	6	2	4
DeutscheBank	5	2	3
LondonStockExchangeGroup	5	3	2
Aegon	4	0	4
Allianz	4	1	3
AssicurazioniGenerali	4	4	0
Aviva	4	4	0
CNPAssurances	4	2	2
Commerzbank	4	1	3
Axa	3	1	2
BancoBilbao	3	2	1
BNPParibas	3	2	1
LegalGeneralGroup	3	1	2
Natixis	3	1	2
NordeaBank	3	1	2
Prudential	3	2	1
RoyalBankofScotlandGroup	3	1	2
BancoSantander	2	0	2
HSBC	2	2	0
LloydsBankingGroup	2	1	1
UBSGroup	2	1	1
Barclay	1	1	0
CreditSuisseGroup	1	0	1
Dexia	1	1	0
StandardChartered	1	1	0
CreditAgricole	0	0	0
IntesaSanpaolo	0	0	0
SocieteGenerale	0	0	0
UniCredit	0	0	0

Somme	84	42	42
Moyenne	2,8	1,4	1,4
Variance	3,54482759	1,62758621	1,627586207
Minimum	0	0	0
Maximum	8	5	4

- Sphère Non-Financière

Degrés Entrants & Sortants Réseau Sphère Non-Financière

2004-2015			
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT
Telenor	11	3	8
Pepsi	9	3	6
Unilever	9	4	5
LafargeHolcim	8	4	4
Apple	7	5	2
IBM	7	5	2
Orpea	7	3	4
RocheHolding	7	3	4
Schlumberger	7	4	3
SchneiderElectric	7	3	4
Solvay	7	6	1
LVMH	6	2	4
Ahold	5	3	2
ARM	5	2	3
Fresenius	5	2	3
Michelin	5	2	3
Qualcomm	5	2	3
SAP	5	2	3
Vinci	5	4	1
Vopak	5	1	4
Adecco	4	3	1
Novartis	4	3	1
SaintGobain	4	1	3
Volvo	4	3	1
GileadSciences	3	2	1
Publicis	3	1	2
Elekt	2	1	1
Nestle	2	0	2
RollsRoyce	2	2	0
Cisco	1	1	0
ReckittBenckiser	1	1	0

Somme	162	81	81
Moyenne	5,2258065	2,612903226	2,612903226
Variance	5,8473118	1,911827957	3,311827957
Minimum	1	0	0
Maximum	11	6	8

2004-2006			
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT
Solvay	7	5	2
ARM	5	2	3
LVMH	5	2	3
Fresenius	4	2	2
IBM	4	1	3
Pepsi	4	1	3
SaintGobain	4	1	3
Schlumberger	4	2	2
Vopak	4	3	1
Ahold	3	1	2
Apple	3	2	1
Cisco	3	1	2
Elekt	3	2	1
ARM	3	0	3
Nestle	3	1	2
Novartis	3	2	1
ReckittBenckiser	3	3	0
RocheHolding	3	2	1
RollsRoyce	3	3	0
SchneiderElectric	3	2	1
Volvo	3	2	1
Adecco	2	0	2
GileadSciences	2	1	1
LafargeHolcim	2	0	2
Publicis	2	1	1
Qualcomm	1	1	0
Orpea	0	0	0
SAP	0	0	0
Telenor	0	0	0
Unilever	0	0	0
Vinci	0	0	0

Somme	86	43	43
Moyenne	2,774194	1,38709677	1,387096774
Variance	2,713978	1,37849462	1,178494624
Minimum	0	0	0
Maximum	7	5	3

2007-2009			
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT
Pepsi	10	4	6
Vopak	9	3	6
LVMH	8	7	1
Solvay	8	5	3
Cisco	7	4	3
RollsRoyce	7	4	3
Vinci	7	4	3
IBM	6	1	5
Orpea	6	3	3
Ahold	5	3	2
GileadSciences	5	3	2
ReckittBenckiser	5	0	5
SAP	5	4	1
ARM	4	1	3
Elekt	4	1	3
LafargeHolcim	4	2	2
Schlumberger	4	1	3
Telenor	4	3	1
Unilever	4	3	1
Volvo	4	3	1
Apple	3	2	1
Fresenius	3	1	2
Michelin	3	0	3
Publicis	3	2	1
SaintGobain	3	2	1
Adecco	2	1	1
Nestle	2	0	2
Qualcomm	2	1	1
SchneiderElectric	2	1	1
Novartis	1	1	0
RocheHolding	0	0	0

Somme	140	70	70
Moyenne	4,516129	2,25806452	2,258064516
Variance	5,658065	2,79784946	2,531182796
Minimum	0	0	0
Maximum	10	7	6

2010-2012			
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT
Fresenius	11	7	4
Ahold	6	3	3
Michelin	6	3	3
Adecco	5	2	3
GileadSciences	5	3	2
RocheHolding	5	1	4
Telenor	5	2	3
Unilever	5	2	3
Elekt	4	1	3
Pepsi	4	1	3
Vinci	4	3	1
Nestle	3	1	2
Novartis	3	2	1
Publicis	3	1	2
Qualcomm	3	1	2
ReckittBenckiser	3	2	1
RollsRoyce	3	2	1
Telenor	3	2	1
SaintGobain	3	2	1
Solvay	3	2	1
Cisco	2	2	0
Orpea	2	1	1
SchneiderElectric	2	2	0
Volvo	2	1	1
ARM	1	1	0
IBM	1	1	0
LafargeHolcim	1	0	1
LVMH	1	0	1
SAP	1	0	1
Schlumberger	1	0	1
Apple	0	0	0
Vopak	0	0	0

Somme	98	49	49
Moyenne	3,16129	1,58064516	1,580645161
Variance	5,006452	1,91827957	1,51827957
Minimum	0	0	0
Maximum	11	7	4

2013-2015			
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT
Vinci	10	6	4
GileadSciences	6	2	4
Novartis	5	3	2
Telenor	5	3	2
Apple	4	1	3
Qualcomm	4	1	3
ReckittBenckiser	4	1	3
SchneiderElectric	4	2	2
Ahold	3	3	0
LVMH	3	1	2
Michelin	3	1	2
Orpea	3	1	2
RollsRoyce	3	2	1
SaintGobain	3	1	2
SAP	3	0	3
Volvo	3	1	2
Adecco	2	2	0
ARM	2	1	1
Cisco	2	2	0
Elekt	2	2	0
IBM	2	2	0
LafargeHolcim	2	0	2
Pepsi	2	1	1
RocheHolding	2	2	0
Solvay	2	1	1
Unilever	2	1	1
Vopak	2	2	0
Fresenius	1	0	1
Nestle	1	0	1
Publicis	1	1	0
Schlumberger	1	0	1

Somme	92	46	46
Moyenne	2,967742	1,48387097	1,483870968
Variance	3,232258	1,45806452	1,458064516
Minimum	1	0	0
Maximum	10	6	4

1.4. Tableaux récapitulatifs de la centralité des nœuds propre à chaque secteur :

Vous trouverez au sein de cette section de mes annexes, les tableaux relatifs à la centralité des nœuds (des entreprises) au sein de leurs réseaux respectifs au cours du temps.

- *Sphère Financière*

Centralité des Nœuds Réseau Sphère Financière									
2004-2015		2004-2006		2007-2009		2010-2012		2013-2015	
Noms Sociétés	Centralité des noeuds	Noms Sociétés	Centralité des noeuds	Noms Sociétés	Centralité des noeuds	Noms Sociétés	Centralité des noeuds	Noms Sociétés	Centralité des noeuds
BNPParibas	107	CreditSuisseGroup	77	BNPParibas	212	StandardChartered	165	DanskeBank	139
Commerzbank	72	DanskeBank	51	IntesaSanpaolo	137	DanskeBank	120	Commerzbank	118
Axa	69	LegalGeneralGroup	30	NordeaBank	114	IntesaSanpaolo	118	BNPParibas	114
RoyalBankofScotlandGroup	53	IntesaSanpaolo	29	RoyalBankofScotlandGroup	112	LondonStockExchangeGroup	102	INGGroep	84
HSBC	47	RoyalBankofScotlandGroup	26	AssicurazioniGenerali	97	HSBC	95	DeutscheBank	69
Aviva	45	Natixis	13	Aegon	88	LloydsBankingGroup	54	Natixis	58
CNPAssurances	45	UniCredit	10	CNPAssurances	82	CreditSuisseGroup	51	Allianz	35
Barclay	44	Axa	9	DeutscheBank	81	Barclay	49	Axa	34
CreditAgricole	43	Allianz	8	BancoSantander	78	CreditAgricole	28	RoyalBankofScotlandGroup	29
StandardChartered	35	BancoSantander	4	Axa	61	UBSGroup	25	BancoBilbao	23
INGGroep	31	Prudential	3	Commerzbank	60	Allianz	23	CNPAssurances	21
UniCredit	27	Aviva	1	Aviva	58	DeutscheBank	23	LondonStockExchangeGroup	21
Aegon	25	Aegon	0	Allianz	54	Natixis	20	LegalGeneralGroup	17
DanskeBank	22	AssicurazioniGenerali	0	Prudential	45	RoyalBankofScotlandGroup	13	UBSGroup	14
DeutscheBank	18	BancoBilbao	0	Barclay	40	INGGroep	12	NordeaBank	4
LloydsBankingGroup	18	Barclay	0	CreditAgricole	37	Dexia	7	Prudential	3
LegalGeneralGroup	15	BNPParibas	0	StandardChartered	26	Commerzbank	6	LloydsBankingGroup	1
Allianz	13	CNPAssurances	0	Dexia	25	Prudential	3	Aegon	0
AssicurazioniGenerali	13	Commerzbank	0	INGGroep	23	Aegon	0	AssicurazioniGenerali	0
NordeaBank	12	CreditAgricole	0	CreditSuisseGroup	21	AssicurazioniGenerali	0	Aviva	0
CreditSuisseGroup	10	DeutscheBank	0	LloydsBankingGroup	18	Aviva	0	BancoSantander	0
Prudential	7	Dexia	0	DanskeBank	8	Axa	0	Barclay	0
UBSGroup	7	HSBC	0	BancoBilbao	4	BancoBilbao	0	CreditAgricole	0
BancoBilbao	6	INGGroep	0	LegalGeneralGroup	4	BancoSantander	0	CreditSuisseGroup	0
BancoSantander	6	LloydsBankingGroup	0	Natixis	2	BNPParibas	0	Dexia	0
LondonStockExchangeGroup	2	LondonStockExchangeGroup	0	UBSGroup	2	CNPAssurances	0	HSBC	0
Natixis	2	NordeaBank	0	LegalGeneralGroup	2	LegalGeneralGroup	0	IntesaSanpaolo	0
Dexia	0	SocieteGenerale	0	UniCredit	2	NordeaBank	0	SocieteGenerale	0
IntesaSanpaolo	0	StandardChartered	0	HSBC	1	SocieteGenerale	0	StandardChartered	0
SocieteGenerale	0	UBSGroup	0	LondonStockExchangeGroup	0	UniCredit	0	UniCredit	0
				SocieteGenerale	0				
Moyenne	26,4666667	Moyenne	8,7	Moyenne	49,7333333	Moyenne	30,4666667	Moyenne	26,1333333

- Sphère Non-Financière

Centralité des Noeuds Réseau Sphère Non-Financière

2004-2015	
Noms Sociétés	Centralité des noeuds
Telenor	187
Orpea	121
LafargeHolcim	119
RocheHolding	112
Ahold	91
Michelin	90
Unilever	89
Apple	77
SchneiderElectric	77
LVMH	69
GileadSciences	63
Pepsi	57
ARM	54
Schlumberger	49
SAP	42
IBM	36
SaintGobain	30
Vopak	25
Fresenius	21
Adecco	20
Novartis	19
Solvay	17
Qualcomm	15
Vinci	12
Volvo	5
Publicis	4
Elekt	1
Cisco	0
Nestle	0
ReckittBenckiser	0
RollsRoyce	0

Moyenne 48,4516129

2004-2006	
Noms Sociétés	Centralité des noeuds
Solvay	188
LVMH	100
Schlumberger	100
IBM	94
SchneiderElectric	82
Fresenius	80
ARM	70
Vopak	70
SaintGobain	59
Nestle	25
Elekt	23
Novartis	23
Publicis	23
Cisco	21
RocheHolding	20
GileadSciences	11
Ahold	8
Pepsi	6
Volvo	4
Apple	2
Adecco	0
LafargeHolcim	0
Michelin	0
Orpea	0
Qualcomm	0
ReckittBenckiser	0
RollsRoyce	0
SAP	0
Telenor	0
Unilever	0
Vinci	0

Moyenne 32,5483871

2007-2009	
Noms Sociétés	Centralité des noeuds
Solvay	251
Vopak	186
Ahold	156
Orpea	140
Apple	135
Pepsi	128
GileadSciences	106
SaintGobain	101
Vinci	85
LVMH	71
Cisco	69
IBM	53
Volvo	50
Schlumberger	44
LafargeHolcim	39
Telenor	36
ARM	35
RollsRoyce	30
SchneiderElectric	21
Publicis	20
Adecco	8
Fresenius	5
Qualcomm	5
SAP	5
Elekt	4
Unilever	3
Michelin	0
Nestle	0
Novartis	0
ReckittBenckiser	0
RocheHolding	0

Moyenne 57,61290323

2010-2012	
Noms Sociétés	Centralité des noeuds
Fresenius	201
Michelin	159
Adecco	155
Ahold	155
GileadSciences	140
Unilever	121
Publicis	91
Nestle	73
Telenor	53
RollsRoyce	36
Pepsi	35
Orpea	23
Qualcomm	23
Vinci	22
Elekt	21
RocheHolding	16
Solvay	12
ReckittBenckiser	11
SaintGobain	9
Novartis	8
Apple	0
ARM	0
Cisco	0
IBM	0
LafargeHolcim	0
LVMH	0
SAP	0
Schlumberger	0
SchneiderElectric	0
Volvo	0
Vopak	0

Moyenne 44

2013-2015	
Noms Sociétés	Centralité des noeuds
Vinci	208
Telenor	122
GileadSciences	101
Novartis	82
RollsRoyce	70
SaintGobain	66
Apple	52
Michelin	41
SchneiderElectric	39
ReckittBenckiser	36
Pepsi	23
ARM	16
Qualcomm	14
Solvay	11
Orpea	10
LVMH	7
Volvo	7
Unilever	1
Adecco	0
Ahold	0
Cisco	0
Elekt	0
Fresenius	0
IBM	0
LafargeHolcim	0
Nestle	0
Publicis	0
RocheHolding	0
SAP	0
Schlumberger	0
Vopak	0

Moyenne 29,22580645

2. Annexes relatives à l'analyse empirique globale :

2.1. Tableau récapitulatif des différents niveaux de degrés :

Vous trouverez au sein de cette section de mes annexes, le tableau relatif aux différents niveaux degrés par entreprise au cours des différentes périodes étudiées. De plus, différentes conclusions statistiques sont présentées au bas de chaque tableau afin que le lecteur puisse avoir une meilleure vision des différences au cours du temps. Les sociétés étant surlignées de jaune sont celles issues de la sphère non-financière.

Degrés Entrants & Sortants Réseau Global				
2004-2006				
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT	
UniCredit	10	8	2	
Solvay	11	7	4	
Prudential	10	7	3	
Allianz	9	7	2	
NordeaBank	9	7	2	
LegalGeneralGroup	16	6	10	
Vopak	7	6	1	
BancoSantander	7	6	1	
ReckittBenckiser	6	6	0	
DanskeBank	9	5	4	
SocieteGenerale	9	5	4	
ARM	8	5	3	
Axa	8	5	3	
Fresenius	8	5	3	
CNPAssurances	6	5	1	
Unilever	5	5	0	
CreditSuisseGroup	10	4	6	
Pepsi	9	4	5	
RollsRoyce	7	4	3	
BancoBilbao	6	4	2	
LafargeHolcim	6	4	2	
Dexia	5	4	1	
LloydsBankingGroup	8	3	5	
SchneiderElectric	7	3	4	
LVMH	4	3	1	
BNPParibas	6	3	3	
RocheHolding	6	3	3	
Schlumberger	6	3	3	
Ahold	5	3	2	
Apple	5	3	2	
Elekta	5	3	2	
IBM	11	2	9	
SaintGobain	8	2	6	
INGGroep	7	2	5	
Cisco	7	2	5	
HSBC	6	2	4	
RoyalBankofScotland	6	2	4	
IntesaSanpaolo	5	2	3	
Nestle	5	2	3	
Novartis	5	2	3	
Publicis	5	2	3	
Volvo	5	2	3	
Commerzbank	3	2	1	
Qualcomm	3	2	1	
SAP	3	2	1	
Michelin	8	1	7	
UBSGroup	7	1	6	
DeutscheBank	6	1	5	
GileadSciences	6	1	5	
AssicurazioniGenerali	5	1	4	
Aviva	5	1	4	
CreditAgricole	5	1	4	
Natixis	4	1	3	
Vinci	4	1	3	
StandardChartered	3	1	2	
Barclay	2	1	1	
Telenor	2	1	1	
Orpea	1	1	0	
LondonStockExchangeGroup	3	0	3	
Adecco	2	0	2	
Aegon	1	0	1	
Degrés Totaux Réseau	376			
Moyenne	6,1639344	3,08196721	3,08196721	
Variance	7,3726776	4,20983607	4,00983607	
Maximum	16	8	10	
Minimum	1	0	0	

2007-2009				
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT	
DeutscheBank	21	14	7	
Aviva	16	11	5	
Allianz	15	11	4	
Barclay	15	11	4	
LVMH	19	9	10	
Solvay	17	9	8	
StandardChartered	12	9	3	
LafargeHolcim	16	8	8	
RoyalBankofScotland	16	8	8	
LondonStockExchangeGroup	12	8	4	
Prudential	12	8	4	
SAP	11	8	3	
BancoSantander	11	8	3	
IntesaSanpaolo	17	7	10	
Vopak	14	7	7	
Vinci	12	7	5	
Volvo	12	7	5	
NordeaBank	8	7	1	
BNPParibas	17	6	11	
Aegon	13	6	7	
IBM	12	6	6	
Telenor	10	6	4	
DanskeBank	10	6	4	
Dexia	10	6	4	
Orpea	17	5	12	
Pepsi	13	5	8	
CreditAgricole	12	5	7	
INGGroep	10	5	5	
Cisco	9	5	4	
RollsRoyce	9	5	4	
SchneiderElectric	8	5	3	
CNPAssurances	7	5	2	
ReckittBenckiser	10	4	6	
UBSGroup	9	4	5	
HSBC	8	4	4	
Fresenius	7	4	3	
SocieteGenerale	7	4	3	
GileadSciences	6	4	2	
SaintGobain	6	4	2	
Axa	13	3	10	
Commerzbank	12	3	9	
CreditSuisseGroup	9	3	6	
Apple	8	3	5	
Arny	7	3	4	
Publicis	7	3	4	
LegalGeneralGroup	7	3	4	
Ahold	6	3	3	
Unilever	6	3	3	
AssicurazioniGenerali	12	2	10	
BancoBilbao	9	2	7	
LloydsBankingGroup	9	2	7	
Natixis	7	2	5	
Schlumberger	6	2	4	
Michelin	5	2	3	
UniCredit	5	2	3	
Adecco	3	2	1	
Elekta	6	1	5	
Qualcomm	4	1	3	
RocheHolding	4	1	3	
Novartis	2	1	1	
Nestle	3	0	3	
Degrés Totaux Réseau	616			
Moyenne	10,0984	5,0491803	5,0491803	
Variance	18,3568	8,6808743	6,74754098	
Maximum	21	14	12	
Minimum	2	0	1	

2010-2012				
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT	
Fresenius	13	8	5	
INGGroep	9	7	2	
StandardChartered	12	6	6	
HSBC	9	6	3	
GileadSciences	8	6	2	
SaintGobain	7	6	1	
LloydsBankingGroup	7	6	1	
Adecco	13	5	8	
Michelin	9	5	4	
Vinci	7	5	2	
Volvo	7	5	2	
Barclay	7	5	2	
Allianz	10	4	6	
Ahold	9	4	5	
RollsRoyce	9	4	5	
Unilever	8	4	4	
LondonStockExchangeGroup	7	4	3	
Aviva	6	4	2	
DanskeBank	6	4	2	
LegalGeneralGroup	6	4	2	
UniCredit	6	4	2	
CreditAgricole	5	4	1	
RocheHolding	12	3	9	
Dexia	9	3	6	
Elekta	8	3	5	
Prudential	8	3	5	
CNPAssurances	7	3	4	
CreditSuisseGroup	7	3	4	
Cisco	6	3	3	
SchneiderElectric	6	3	3	
Telenor	6	3	3	
IntesaSanpaolo	6	3	3	
ReckittBenckiser	5	3	2	
UBSGroup	5	3	2	
SAP	5	3	2	
Barclay	4	3	1	
Novartis	4	3	1	
BancoSantander	9	2	7	
BancoBilbao	7	2	5	
LVMH	5	2	3	
Pepsi	5	2	3	
Orpea	4	2	2	
Commerzbank	4	2	2	
RoyalBankofScotland	4	2	2	
ARM	3	2	1	
Cisco	3	2	1	
Dexia	3	2	1	
Natixis	3	2	1	
SocieteGenerale	7	1	6	
DeutscheBank	6	1	5	
BancoBilbao	4	1	3	
Schlumberger	3	1	2	
Nestle	3	1	2	
Publicis	3	1	2	
Schlumberger	3	1	2	
Aegon	3	1	2	
AssicurazioniGenerali	3	1	2	
BNPParibas	3	1	2	
Vopak	2	1	1	
Apple	1	1	0	
LafargeHolcim	4	0	4	
Novartis	2	0	2	
NordeaBank	2	0	2	
Degrés Totaux Réseau	370			
Moyenne	6,06557	3,0327869	3,03278689	
Variance	7,79563	3,2989071	3,56557377	
Maximum	13	8	9	
Minimum	1	0	0	

2013-2015				
Noms Sociétés	Degrés	Degrés IN	Degrés OUT	
INGGroep	13	5	8	
Apple	9	2	7	
Orpea	10	4	6	
Aegon	8	2	6	
DeutscheBank	8	2	6	
LVMH	7	1	6	
DanskeBank	12	7	5	
Vopak	11	6	5	
Allianz	10	5	5	
LafargeHolcim	8	3	5	
ReckittBenckiser	8	3	5	
SaintGobain	7	2	5	
Axa	7	2	5	
Adecco	15	11	4	
Vinci	13	9	4	
Novartis	9	5	4	
Natixis	9	5	4	
Qualcomm	7	3	4	
CNPAssurances	7	3	4	
LloydsBankingGroup	7	3	4	
NordeaBank	7	3	4	
GileadSciences	6	2	4	
RocheHolding	6	2	4	
ARM	5	1	4	
BancoSantander	5	1	4	
UBSGroup	5	1	4	
SchneiderElectric	7	4	3	
AssicurazioniGenerali	7	4	3	
Commerzbank	7	4	3	
Michelin	6	3	3	
Volvo	6	3	3	
RoyalBankofScotland	6	3	3	
StandardChartered	6	3	3	
SAP	5	2	3	
Barclay	5	2	3	
LegalGeneralGroup	5	2	3	
IntesaSanpaolo	4	1	3	
UniCredit	4	1	3	
LondonStockExchangeGroup	9	7	2	
Telenor	8	6	2	
Prudential	8	6	2	
Aviva	7	5	2	
RollsRoyce	6	4	2	
IBM	5	3	2	
Nestle	4	2	2	
Unilever	4	2	2	
SocieteGenerale	4	2	2	
Fresenius	3	1	2	
Pepsi	3	1	2	
Schlumberger	3	1	2	
Solvay	3	1	2	
HSBC	9	8	1	
Elekta	5	4	1	
BNPParibas	5	4	1	
BancoBilbao	3	2	1	
Publicis	2	1	1	
CreditAgricole	2	1	1	
Dexia	2	1	1	
CreditSuisseGroup	1	0	1	
Ahold	6	6	0	
Cisco	3	3	0	
Degrés Totaux Réseau	392			
Moyenne	6,42623	3,2131148	3,21311475	
Variance	8,28197	4,8704918	2,9704918	
Maximum	15	11	8	
Minimum	1	0	0	

2.2. Tableau récapitulatif de la centralité des nœuds :

2004-2006		2007-2009		2010-2012		2013-2015	
Centralité des noeuds		Centralité des noeuds		Centralité des noeuds		Centralité des noeuds	
Noms Sociétés	Centralité des noeuds	Noms Sociétés	Centralité des noeuds	Noms Sociétés	Centralité des noeuds	Noms Sociétés	Centralité des noeuds
IBM	699	BNPParibas	344	Adeco	616	Vinci	605
LegalGeneralGroup	551	LafargeHolcim	314	Solvay	462	Adeco	585
Solvay	504	LVMH	307	HSBC	448	INGGroep	501
NordeaBank	418	RoyalBankofScotland	268	Allianz	423	DanskeBank	320
UniCredit	351	DeutscheBank	266	Michelin	411	Allianz	303
CreditSuisseGroup	332	ReckittBenckiser	249	Fresenius	347	Vopak	261
DanskeBank	324	Solvay	246	RocheHolding	341	Telenor	260
Michelin	309	IntesaSanpaolo	215	StandardChartered	311	RoyalBankofScotland	253
Publicis	258	IBM	186	Ahold	274	SaintGobain	249
Schlumberger	252	Vopak	184	Prudential	271	Commerzbank	237
Pepsi	211	Commerzbank	182	Unilever	259	LafargeHolcim	227
Ahold	179	Aegon	180	INGGroep	248	Apple	214
ARM	170	CreditAgricole	173	GileadSciences	244	Qualcomm	214
Allianz	170	Orpea	169	LloydsBankingGroup	222	RollsRoyce	213
Fresenius	160	Aviva	159	BancoSantander	216	Axa	208
BancoBilbao	136	Allianz	154	CreditSuisseGroup	206	SchneiderElectric	206
LafargeHolcim	135	LondonStockExchangeGroup	142	CNPAssurances	197	Novartis	194
BNPParibas	135	Pepsi	131	LondonStockExchangeGroup	184	LloydsBankingGroup	189
SchneiderElectric	131	BancoSantander	122	RollsRoyce	183	Michelin	181
LVMH	129	Volvo	119	Volvo	177	Orpea	178
Apple	128	Axa	113	Barclay	166	LegalGeneralGroup	166
GileadSciences	127	Vinci	104	Aviva	164	ReckittBenckiser	163
SocieteGenerale	127	Telenor	100	Cisco	163	Natixis	154
RollsRoyce	126	CreditSuisseGroup	94	IBM	162	StandardChartered	142
Nestle	113	StandardChartered	93	IntesaSanpaolo	155	CNPAssurances	140
Vopak	111	GileadSciences	88	Elekta	143	Volvo	138
SaintGobain	109	Schlumberger	83	DeutscheBank	126	HSBC	134
HSBC	109	CNPAssurances	83	UniCredit	111	Aviva	133
Cisco	104	Elekta	76	DanskeBank	108	DeutscheBank	131
Elekta	100	SchneiderElectric	75	RoyalBankofScotland	106	NordeaBank	120
Prudential	94	Apple	72	SaintGobain	103	Aegon	118
AssicurazioniGenerali	85	Barclay	71	LegalGeneralGroup	100	AssicurazioniGenerali	108
IntesaSanpaolo	83	SocieteGenerale	67	Publicis	98	IBM	95
RocheHolding	75	DanskeBank	65	Telenor	97	Prudential	93
RoyalBankofScotland	73	INGGroep	64	Vinci	91	UBSGroup	92
Axa	65	Publicis	62	LVMH	87	GileadSciences	89
INGGroep	63	Dexia	62	ReckittBenckiser	87	Barclay	89
CreditAgricole	57	Fresenius	61	SocieteGenerale	84	SAP	88
Commerzbank	56	SAP	61	CreditAgricole	78	LVMH	81
Volvo	54	Ahold	60	Pepsi	73	ARM	77
Novartis	50	Cisco	60	Novartis	69	Elekta	73
SAP	37	HSBC	60	SchneiderElectric	64	SocieteGenerale	68
Dexia	30	LloydsBankingGroup	60	ARM	63	LondonStockExchangeGroup	67
StandardChartered	28	Prudential	60	Orpea	63	Solvay	56
DeutscheBank	26	SaintGobain	59	BancoBilbao	61	Nestle	54
BancoSantander	24	UBSGroup	59	Commerzbank	55	Schlumberger	49
Telenor	22	AssicurazioniGenerali	56	Axa	47	BNPParibas	41
UBSGroup	22	NordeaBank	53	UBSGroup	44	RocheHolding	40
Qualcomm	19	RollsRoyce	52	BNPParibas	43	BancoSantander	32
Natixis	18	LegalGeneralGroup	46	Nestle	39	IntesaSanpaolo	32
Aviva	12	Natixis	41	Natixis	31	Dexia	25
Vinci	10	ARM	40	Qualcomm	27	CreditAgricole	23
CNPAssurances	10	BancoBilbao	38	Schlumberger	16	Pepsi	16
Barclay	6	Michelin	30	Aegon	13	BancoBilbao	15
Adeco	0	Unilever	23	Dexia	7	Unilever	14
Orpea	0	UniCredit	13	AssicurazioniGenerali	2	UniCredit	12
ReckittBenckiser	0	Qualcomm	10	Apple	0	Fresenius	11
Unilever	0	Adeco	7	LafargeHolcim	0	Ahold	0
Aegon	0	RocheHolding	4	SAP	0	Cisco	0
LloydsBankingGroup	0	Nestle	0	Vopak	0	Publicis	0
LondonStockExchangeGroup	0	Novartis	0	NordeaBank	0	CreditSuisseGroup	0

3. Code rentré au sein du programme *R studio* concernant la période 2007-2009 relatif à l'analyse du réseau global :

Vous retrouverez au sein de cette section des annexes, le code que j'ai élaboré afin de reproduire le réseau incluant les deux sphères sectorielles lors de la période 2007-2009. Par soucis d'économie de papier lors de l'impression de ce mémoire, j'ai décidé de n'exposer que ce code-ci. Les codes relatifs aux autres réseaux sont pratiquement identiques si ce n'est que les données importées traitent d'une autre période. De plus, pour l'analyse empirique comparative, le code a été séparé en deux puisqu'il fallait construire un réseau propre à chaque sphère sectorielle.

```
#installation des différents packages utiles afin de mener mon analyse du réseau
install.packages("MSBVAR")
library(MSBVAR)
install.packages("igraph")
library(igraph)
install.packages("network")
library(network)

#Importation des différents fichiers textes incorporant les log-returns des différentes
entreprises étudiées
Adecco <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Adecco 20072009.txt", dec=",")

#Importation du fichier texte incorporant la différence entre les rendements du marché et
un actif sans risque
RmRf <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/RmRf 20072009.txt", dec=",")

#Création d'une matrice 1x5 incluant des données utiles issues du CAPM
capm.spAdecco <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spAdecco) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")

#Procédure codage afin d'effectuer une régression linéaire entre les log-returns des
différentes entreprises et l'excès de rendement du marché
#Important de noter que les 31 premières entreprises sont celles issues de la sphère non-
financière et les 30 dernières sont celles issues de la finance

reg.iAdecco=lm(as.matrix(Adecco)~as.matrix(RmRf))
capm.spAdecco[,1] <- summary(reg.iAdecco)$coefficients[2,1]
```

```
capm.spAdecco[2] <- summary(reg.iAdecco)$coefficients[2,2]
capm.spAdecco[3] <- summary(reg.iAdecco)$coefficients[2,3]
capm.spAdecco[4] <- summary(reg.iAdecco)$coefficients[2,4]
capm.spAdecco[5] <- summary(reg.iAdecco)$r.squared
capm.spAdecco
summary(reg.iAdecco)
```

```
#Extraction des résidus propre au CAPM estimant les rendements de la société Adecco
residusAdecco <- resid(reg.iAdecco)
```

```
#Cette opération sera reproduite 61 fois puisque l'échantillon comporte 61 entreprises
```

```
Ahold <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Ahold 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spAhold <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spAhold) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iAhold=lm(as.matrix(Ahold)~as.matrix(RmRf))
capm.spAhold[1] <- summary(reg.iAhold)$coefficients[2,1]
capm.spAhold[2] <- summary(reg.iAhold)$coefficients[2,2]
capm.spAhold[3] <- summary(reg.iAhold)$coefficients[2,3]
capm.spAhold[4] <- summary(reg.iAhold)$coefficients[2,4]
capm.spAhold[5] <- summary(reg.iAhold)$r.squared
capm.spAhold
summary(reg.iAhold)
residusAhold <- resid(reg.iAhold)
```

```
Apple <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Apple 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spApple <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spApple) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iApple=lm(as.matrix(Apple)~as.matrix(RmRf))
capm.spApple[1] <- summary(reg.iApple)$coefficients[2,1]
capm.spApple[2] <- summary(reg.iApple)$coefficients[2,2]
capm.spApple[3] <- summary(reg.iApple)$coefficients[2,3]
capm.spApple[4] <- summary(reg.iApple)$coefficients[2,4]
capm.spApple[5] <- summary(reg.iApple)$r.squared
capm.spApple
summary(reg.iApple)
residusApple <- resid(reg.iApple)
```

```
ARM <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/ARM 20072009.txt", dec=",")
```

```

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

```

```

Cisco <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Cisco 20072009.txt", dec=",")

```

```

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

```

```

Elekta <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Elekta 20072009.txt", dec=",")

```

```

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

```

```
Fresenius <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Fresenius 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spFresenius <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spFresenius) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iFresenius=lm(as.matrix(Fresenius)~as.matrix(RmRf))
capm.spFresenius[,1] <- summary(reg.iFresenius)$coefficients[2,1]
capm.spFresenius[,2] <- summary(reg.iFresenius)$coefficients[2,2]
capm.spFresenius[,3] <- summary(reg.iFresenius)$coefficients[2,3]
capm.spFresenius[,4] <- summary(reg.iFresenius)$coefficients[2,4]
capm.spFresenius[,5] <- summary(reg.iFresenius)$r.squared
capm.spFresenius
summary(reg.iFresenius)
residusFresenius <- resid(reg.iFresenius)
```

```
GileadSciences <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/GileadSciences 20072009.txt",
dec=",")
```

```
capm.spGileadSciences <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spGileadSciences) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iGileadSciences=lm(as.matrix(GileadSciences)~as.matrix(RmRf))
capm.spGileadSciences[,1] <- summary(reg.iGileadSciences)$coefficients[2,1]
capm.spGileadSciences[,2] <- summary(reg.iGileadSciences)$coefficients[2,2]
capm.spGileadSciences[,3] <- summary(reg.iGileadSciences)$coefficients[2,3]
capm.spGileadSciences[,4] <- summary(reg.iGileadSciences)$coefficients[2,4]
capm.spGileadSciences[,5] <- summary(reg.iGileadSciences)$r.squared
capm.spGileadSciences
summary(reg.iGileadSciences)
residusGileadSciences <- resid(reg.iGileadSciences)
```

```
IBM <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/IBM 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spIBM <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spIBM) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iIBM=lm(as.matrix(IBM)~as.matrix(RmRf))
capm.spIBM[,1] <- summary(reg.iIBM)$coefficients[2,1]
capm.spIBM[,2] <- summary(reg.iIBM)$coefficients[2,2]
capm.spIBM[,3] <- summary(reg.iIBM)$coefficients[2,3]
capm.spIBM[,4] <- summary(reg.iIBM)$coefficients[2,4]
capm.spIBM[,5] <- summary(reg.iIBM)$r.squared
capm.spIBM
summary(reg.iIBM)
```

```
residusIBM <- resid(reg.iIBM)
```

```
LafargeHolcim <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/LafargeHolcim 20072009.txt",
dec=",")
```

```
capm.spLafargeHolcim <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spLafargeHolcim) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iLafargeHolcim=lm(as.matrix(LafargeHolcim)~as.matrix(RmRf))
capm.spLafargeHolcim[,1] <- summary(reg.iLafargeHolcim)$coefficients[2,1]
capm.spLafargeHolcim[,2] <- summary(reg.iLafargeHolcim)$coefficients[2,2]
capm.spLafargeHolcim[,3] <- summary(reg.iLafargeHolcim)$coefficients[2,3]
capm.spLafargeHolcim[,4] <- summary(reg.iLafargeHolcim)$coefficients[2,4]
capm.spLafargeHolcim[,5] <- summary(reg.iLafargeHolcim)$r.squared
capm.spLafargeHolcim
summary(reg.iLafargeHolcim)
residusLafargeHolcim <- resid(reg.iLafargeHolcim)
```

```
LVMH <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/LVMH 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spLVMH <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spLVMH) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iLVMH=lm(as.matrix(LVMH)~as.matrix(RmRf))
capm.spLVMH[,1] <- summary(reg.iLVMH)$coefficients[2,1]
capm.spLVMH[,2] <- summary(reg.iLVMH)$coefficients[2,2]
capm.spLVMH[,3] <- summary(reg.iLVMH)$coefficients[2,3]
capm.spLVMH[,4] <- summary(reg.iLVMH)$coefficients[2,4]
capm.spLVMH[,5] <- summary(reg.iLVMH)$r.squared
capm.spLVMH
summary(reg.iLVMH)
residusLVMH <- resid(reg.iLVMH)
```

```
Michelin <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Michelin 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spMichelin <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spMichelin) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iMichelin=lm(as.matrix(Michelin)~as.matrix(RmRf))
capm.spMichelin[,1] <- summary(reg.iMichelin)$coefficients[2,1]
capm.spMichelin[,2] <- summary(reg.iMichelin)$coefficients[2,2]
capm.spMichelin[,3] <- summary(reg.iMichelin)$coefficients[2,3]
capm.spMichelin[,4] <- summary(reg.iMichelin)$coefficients[2,4]
capm.spMichelin[,5] <- summary(reg.iMichelin)$r.squared
```

```
capm.spMichelin
summary(reg.iMichelin)
residusMichelin <- resid(reg.iMichelin)
```

```
Nestle <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Nestle 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spNestle <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spNestle) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iNestle=lm(as.matrix(Nestle)~as.matrix(RmRf))
capm.spNestle[,1] <- summary(reg.iNestle)$coefficients[2,1]
capm.spNestle[,2] <- summary(reg.iNestle)$coefficients[2,2]
capm.spNestle[,3] <- summary(reg.iNestle)$coefficients[2,3]
capm.spNestle[,4] <- summary(reg.iNestle)$coefficients[2,4]
capm.spNestle[,5] <- summary(reg.iNestle)$r.squared
capm.spNestle
summary(reg.iNestle)
residusNestle <- resid(reg.iNestle)
```

```
Novartis <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Novartis 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spNovartis <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spNovartis) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iNovartis=lm(as.matrix(Novartis)~as.matrix(RmRf))
capm.spNovartis[,1] <- summary(reg.iNovartis)$coefficients[2,1]
capm.spNovartis[,2] <- summary(reg.iNovartis)$coefficients[2,2]
capm.spNovartis[,3] <- summary(reg.iNovartis)$coefficients[2,3]
capm.spNovartis[,4] <- summary(reg.iNovartis)$coefficients[2,4]
capm.spNovartis[,5] <- summary(reg.iNovartis)$r.squared
capm.spNovartis
summary(reg.iNovartis)
residusNovartis <- resid(reg.iNovartis)
```

```
Orpea <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Orpea 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spOrpea <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spOrpea) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iOrpea=lm(as.matrix(Orpea)~as.matrix(RmRf))
capm.spOrpea[,1] <- summary(reg.iOrpea)$coefficients[2,1]
capm.spOrpea[,2] <- summary(reg.iOrpea)$coefficients[2,2]
capm.spOrpea[,3] <- summary(reg.iOrpea)$coefficients[2,3]
capm.spOrpea[,4] <- summary(reg.iOrpea)$coefficients[2,4]
```

```
capm.spOrpea[,5] <- summary(reg.iOrpea)$r.squared
capm.spOrpea
summary(reg.iOrpea)
residusOrpea <- resid(reg.iOrpea)
```

```
Pepsi <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Pepsi 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spPepsi <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spPepsi) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iPepsi=lm(as.matrix(Pepsi)~as.matrix(RmRf))
capm.spPepsi[,1] <- summary(reg.iPepsi)$coefficients[2,1]
capm.spPepsi[,2] <- summary(reg.iPepsi)$coefficients[2,2]
capm.spPepsi[,3] <- summary(reg.iPepsi)$coefficients[2,3]
capm.spPepsi[,4] <- summary(reg.iPepsi)$coefficients[2,4]
capm.spPepsi[,5] <- summary(reg.iPepsi)$r.squared
capm.spPepsi
summary(reg.iPepsi)
residusPepsi <- resid(reg.iPepsi)
```

```
Publicis <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Publicis 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spPublicis <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spPublicis) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iPublicis=lm(as.matrix(Publicis)~as.matrix(RmRf))
capm.spPublicis[,1] <- summary(reg.iPublicis)$coefficients[2,1]
capm.spPublicis[,2] <- summary(reg.iPublicis)$coefficients[2,2]
capm.spPublicis[,3] <- summary(reg.iPublicis)$coefficients[2,3]
capm.spPublicis[,4] <- summary(reg.iPublicis)$coefficients[2,4]
capm.spPublicis[,5] <- summary(reg.iPublicis)$r.squared
capm.spPublicis
summary(reg.iPublicis)
residusPublicis <- resid(reg.iPublicis)
```

```
Qualcomm <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Qualcomm 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spQualcomm <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spQualcomm) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iQualcomm=lm(as.matrix(Qualcomm)~as.matrix(RmRf))
capm.spQualcomm[,1] <- summary(reg.iQualcomm)$coefficients[2,1]
capm.spQualcomm[,2] <- summary(reg.iQualcomm)$coefficients[2,2]
capm.spQualcomm[,3] <- summary(reg.iQualcomm)$coefficients[2,3]
```

```
capm.spQualcomm[,4] <- summary(reg.iQualcomm)$coefficients[2,4]
capm.spQualcomm[,5] <- summary(reg.iQualcomm)$r.squared
capm.spQualcomm
summary(reg.iQualcomm)
residusQualcomm <- resid(reg.iQualcomm)
```

```
ReckittBenckiser <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/ReckittBenckiser
20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spReckittBenckiser <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spReckittBenckiser) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iReckittBenckiser=lm(as.matrix(ReckittBenckiser)~as.matrix(RmRf))
capm.spReckittBenckiser[,1] <- summary(reg.iReckittBenckiser)$coefficients[2,1]
capm.spReckittBenckiser[,2] <- summary(reg.iReckittBenckiser)$coefficients[2,2]
capm.spReckittBenckiser[,3] <- summary(reg.iReckittBenckiser)$coefficients[2,3]
capm.spReckittBenckiser[,4] <- summary(reg.iReckittBenckiser)$coefficients[2,4]
capm.spReckittBenckiser[,5] <- summary(reg.iReckittBenckiser)$r.squared
capm.spReckittBenckiser
summary(reg.iReckittBenckiser)
residusReckittBenckiser <- resid(reg.iReckittBenckiser)
```

```
RocheHolding <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/RocheHolding 20072009.txt",
dec=",")
```

```
capm.spRocheHolding <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spRocheHolding) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iRocheHolding=lm(as.matrix(RocheHolding)~as.matrix(RmRf))
capm.spRocheHolding[,1] <- summary(reg.iRocheHolding)$coefficients[2,1]
capm.spRocheHolding[,2] <- summary(reg.iRocheHolding)$coefficients[2,2]
capm.spRocheHolding[,3] <- summary(reg.iRocheHolding)$coefficients[2,3]
capm.spRocheHolding[,4] <- summary(reg.iRocheHolding)$coefficients[2,4]
capm.spRocheHolding[,5] <- summary(reg.iRocheHolding)$r.squared
capm.spRocheHolding
summary(reg.iRocheHolding)
residusRocheHolding <- resid(reg.iRocheHolding)
```

```
RollsRoyce <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/RollsRoyce 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spRollsRoyce <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spRollsRoyce) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iRollsRoyce=lm(as.matrix(RollsRoyce)~as.matrix(RmRf))
```

```
capm.spRollsRoyce[,1] <- summary(reg.iRollsRoyce)$coefficients[2,1]
capm.spRollsRoyce[,2] <- summary(reg.iRollsRoyce)$coefficients[2,2]
capm.spRollsRoyce[,3] <- summary(reg.iRollsRoyce)$coefficients[2,3]
capm.spRollsRoyce[,4] <- summary(reg.iRollsRoyce)$coefficients[2,4]
capm.spRollsRoyce[,5] <- summary(reg.iRollsRoyce)$r.squared
capm.spRollsRoyce
summary(reg.iRollsRoyce)
residusRollsRoyce <- resid(reg.iRollsRoyce)
```

```
SaintGobain <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/SaintGobain 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spSaintGobain <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spSaintGobain) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iSaintGobain=lm(as.matrix(SaintGobain)~as.matrix(RmRf))
capm.spSaintGobain[,1] <- summary(reg.iSaintGobain)$coefficients[2,1]
capm.spSaintGobain[,2] <- summary(reg.iSaintGobain)$coefficients[2,2]
capm.spSaintGobain[,3] <- summary(reg.iSaintGobain)$coefficients[2,3]
capm.spSaintGobain[,4] <- summary(reg.iSaintGobain)$coefficients[2,4]
capm.spSaintGobain[,5] <- summary(reg.iSaintGobain)$r.squared
capm.spSaintGobain
summary(reg.iSaintGobain)
residusSaintGobain <- resid(reg.iSaintGobain)
```

```
SAP <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/SAP 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spSAP <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spSAP) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iSAP=lm(as.matrix(SAP)~as.matrix(RmRf))
capm.spSAP[,1] <- summary(reg.iSAP)$coefficients[2,1]
capm.spSAP[,2] <- summary(reg.iSAP)$coefficients[2,2]
capm.spSAP[,3] <- summary(reg.iSAP)$coefficients[2,3]
capm.spSAP[,4] <- summary(reg.iSAP)$coefficients[2,4]
capm.spSAP[,5] <- summary(reg.iSAP)$r.squared
capm.spSAP
summary(reg.iSAP)
residusSAP <- resid(reg.iSAP)
```

```
Schlumberger <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Schlumberger 20072009.txt",
dec=",")
```

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

```

colnames(capm.spSchlumberger) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iSchlumberger=lm(as.matrix(Schlumberger)~as.matrix(RmRf))
capm.spSchlumberger[,1] <- summary(reg.iSchlumberger)$coefficients[2,1]
capm.spSchlumberger[,2] <- summary(reg.iSchlumberger)$coefficients[2,2]
capm.spSchlumberger[,3] <- summary(reg.iSchlumberger)$coefficients[2,3]
capm.spSchlumberger[,4] <- summary(reg.iSchlumberger)$coefficients[2,4]
capm.spSchlumberger[,5] <- summary(reg.iSchlumberger)$r.squared
capm.spSchlumberger
summary(reg.iSchlumberger)
residusSchlumberger <- resid(reg.iSchlumberger)

```

```

SchneiderElectric <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/SchneiderElectric
20072009.txt", dec=",")

```

```

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

```

```

Solvay <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Solvay 20072009.txt", dec=",")

```

```

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

```

```

Telenor <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Telenor 20072009.txt", dec=",")

```

```
capm.spTelenor <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spTelenor) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iTelenor=lm(as.matrix(Telenor)~as.matrix(RmRf))
capm.spTelenor[,1] <- summary(reg.iTelenor)$coefficients[2,1]
capm.spTelenor[,2] <- summary(reg.iTelenor)$coefficients[2,2]
capm.spTelenor[,3] <- summary(reg.iTelenor)$coefficients[2,3]
capm.spTelenor[,4] <- summary(reg.iTelenor)$coefficients[2,4]
capm.spTelenor[,5] <- summary(reg.iTelenor)$r.squared
capm.spTelenor
summary(reg.iTelenor)
residusTelenor <- resid(reg.iTelenor)
```

```
Unilever <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Unilever 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spUnilever <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spUnilever) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iUnilever=lm(as.matrix(Unilever)~as.matrix(RmRf))
capm.spUnilever[,1] <- summary(reg.iUnilever)$coefficients[2,1]
capm.spUnilever[,2] <- summary(reg.iUnilever)$coefficients[2,2]
capm.spUnilever[,3] <- summary(reg.iUnilever)$coefficients[2,3]
capm.spUnilever[,4] <- summary(reg.iUnilever)$coefficients[2,4]
capm.spUnilever[,5] <- summary(reg.iUnilever)$r.squared
capm.spUnilever
summary(reg.iUnilever)
residusUnilever <- resid(reg.iUnilever)
```

```
Vinci <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Vinci 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spVinci <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spVinci) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iVinci=lm(as.matrix(Vinci)~as.matrix(RmRf))
capm.spVinci[,1] <- summary(reg.iVinci)$coefficients[2,1]
capm.spVinci[,2] <- summary(reg.iVinci)$coefficients[2,2]
capm.spVinci[,3] <- summary(reg.iVinci)$coefficients[2,3]
capm.spVinci[,4] <- summary(reg.iVinci)$coefficients[2,4]
capm.spVinci[,5] <- summary(reg.iVinci)$r.squared
capm.spVinci
summary(reg.iVinci)
residusVinci <- resid(reg.iVinci)
```

```
Volvo <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Volvo 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spVolvo <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spVolvo) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iVolvo=lm(as.matrix(Volvo)~as.matrix(RmRf))
capm.spVolvo[,1] <- summary(reg.iVolvo)$coefficients[2,1]
capm.spVolvo[,2] <- summary(reg.iVolvo)$coefficients[2,2]
capm.spVolvo[,3] <- summary(reg.iVolvo)$coefficients[2,3]
capm.spVolvo[,4] <- summary(reg.iVolvo)$coefficients[2,4]
capm.spVolvo[,5] <- summary(reg.iVolvo)$r.squared
capm.spVolvo
summary(reg.iVolvo)
residusVolvo <- resid(reg.iVolvo)
```

```
Vopak <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Vopak 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spVopak <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spVopak) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iVopak=lm(as.matrix(Vopak)~as.matrix(RmRf))
capm.spVopak[,1] <- summary(reg.iVopak)$coefficients[2,1]
capm.spVopak[,2] <- summary(reg.iVopak)$coefficients[2,2]
capm.spVopak[,3] <- summary(reg.iVopak)$coefficients[2,3]
capm.spVopak[,4] <- summary(reg.iVopak)$coefficients[2,4]
capm.spVopak[,5] <- summary(reg.iVopak)$r.squared
capm.spVopak
summary(reg.iVopak)
residusVopak <- resid(reg.iVopak)
```

```
Aegon <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Aegon 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spAegon <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spAegon) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iAegon=lm(as.matrix(Aegon)~as.matrix(RmRf))
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)
```

```
Allianz <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Allianz 20072009.txt", 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(Allianz)~as.matrix(RmRf))
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)
```

```
AssicurazioniGenerali <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/AssicurazioniGenerali
20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spAssicurazioniGenerali <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spAssicurazioniGenerali) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iAssicurazioniGenerali=lm(as.matrix(AssicurazioniGenerali)~as.matrix(RmRf))
capm.spAssicurazioniGenerali[,1] <- summary(reg.iAssicurazioniGenerali)$coefficients[2,1]
capm.spAssicurazioniGenerali[,2] <- summary(reg.iAssicurazioniGenerali)$coefficients[2,2]
capm.spAssicurazioniGenerali[,3] <- summary(reg.iAssicurazioniGenerali)$coefficients[2,3]
capm.spAssicurazioniGenerali[,4] <- summary(reg.iAssicurazioniGenerali)$coefficients[2,4]
capm.spAssicurazioniGenerali[,5] <- summary(reg.iAssicurazioniGenerali)$r.squared
capm.spAssicurazioniGenerali
summary(reg.iAssicurazioniGenerali)
residusAssicurazioniGenerali <- resid(reg.iAssicurazioniGenerali)
```

```
Aviva <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Aviva 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spAviva <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spAviva) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iAviva=lm(as.matrix(Aviva)~as.matrix(RmRf))
capm.spAviva[,1] <- summary(reg.iAviva)$coefficients[2,1]
capm.spAviva[,2] <- summary(reg.iAviva)$coefficients[2,2]
capm.spAviva[,3] <- summary(reg.iAviva)$coefficients[2,3]
capm.spAviva[,4] <- summary(reg.iAviva)$coefficients[2,4]
capm.spAviva[,5] <- summary(reg.iAviva)$r.squared
capm.spAviva
```

```
summary(reg.iAviva)
residusAviva <- resid(reg.iAviva)
```

```
Axa <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Axa 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spAxa <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spAxa) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iAxa=lm(as.matrix(Axa)~as.matrix(RmRf))
capm.spAxa[,1] <- summary(reg.iAxa)$coefficients[2,1]
capm.spAxa[,2] <- summary(reg.iAxa)$coefficients[2,2]
capm.spAxa[,3] <- summary(reg.iAxa)$coefficients[2,3]
capm.spAxa[,4] <- summary(reg.iAxa)$coefficients[2,4]
capm.spAxa[,5] <- summary(reg.iAxa)$r.squared
capm.spAxa
summary(reg.iAxa)
residusAxa <- resid(reg.iAxa)
```

```
BancoBilbao <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/BancoBilbao 20072009.txt",
dec=",")
```

```
capm.spBancoBilbao <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spBancoBilbao) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iBancoBilbao=lm(as.matrix(BancoBilbao)~as.matrix(RmRf))
capm.spBancoBilbao[,1] <- summary(reg.iBancoBilbao)$coefficients[2,1]
capm.spBancoBilbao[,2] <- summary(reg.iBancoBilbao)$coefficients[2,2]
capm.spBancoBilbao[,3] <- summary(reg.iBancoBilbao)$coefficients[2,3]
capm.spBancoBilbao[,4] <- summary(reg.iBancoBilbao)$coefficients[2,4]
capm.spBancoBilbao[,5] <- summary(reg.iBancoBilbao)$r.squared
capm.spBancoBilbao
summary(reg.iBancoBilbao)
residusBancoBilbao <- resid(reg.iBancoBilbao)
```

```
BancoSantander <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/BancoSantander 20072009.txt",
dec=",")
```

```
capm.spBancoSantander <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spBancoSantander) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iBancoSantander=lm(as.matrix(BancoSantander)~as.matrix(RmRf))
capm.spBancoSantander[,1] <- summary(reg.iBancoSantander)$coefficients[2,1]
capm.spBancoSantander[,2] <- summary(reg.iBancoSantander)$coefficients[2,2]
capm.spBancoSantander[,3] <- summary(reg.iBancoSantander)$coefficients[2,3]
```

```
capm.spBancoSantander[,4] <- summary(reg.iBancoSantander)$coefficients[2,4]
capm.spBancoSantander[,5] <- summary(reg.iBancoSantander)$r.squared
capm.spBancoSantander
summary(reg.iBancoSantander)
residusBancoSantander <- resid(reg.iBancoSantander)
```

```
Barclay <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Barclay 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spBarclay <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spBarclay) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iBarclay=lm(as.matrix(Barclay)~as.matrix(RmRf))
capm.spBarclay[,1] <- summary(reg.iBarclay)$coefficients[2,1]
capm.spBarclay[,2] <- summary(reg.iBarclay)$coefficients[2,2]
capm.spBarclay[,3] <- summary(reg.iBarclay)$coefficients[2,3]
capm.spBarclay[,4] <- summary(reg.iBarclay)$coefficients[2,4]
capm.spBarclay[,5] <- summary(reg.iBarclay)$r.squared
capm.spBarclay
summary(reg.iBarclay)
residusBarclay <- resid(reg.iBarclay)
```

```
BNPParibas <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/BNPParibas 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spBNPParibas <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spBNPParibas) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iBNPParibas=lm(as.matrix(BNPParibas)~as.matrix(RmRf))
capm.spBNPParibas[,1] <- summary(reg.iBNPParibas)$coefficients[2,1]
capm.spBNPParibas[,2] <- summary(reg.iBNPParibas)$coefficients[2,2]
capm.spBNPParibas[,3] <- summary(reg.iBNPParibas)$coefficients[2,3]
capm.spBNPParibas[,4] <- summary(reg.iBNPParibas)$coefficients[2,4]
capm.spBNPParibas[,5] <- summary(reg.iBNPParibas)$r.squared
capm.spBNPParibas
summary(reg.iBNPParibas)
residusBNPParibas <- resid(reg.iBNPParibas)
```

```
CNPAssurances <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/CNPAssurances 20072009.txt",
dec=",")
```

```
capm.spCNPAssurances <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spCNPAssurances) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iCNPAssurances=lm(as.matrix(CNPAssurances)~as.matrix(RmRf))
capm.spCNPAssurances[,1] <- summary(reg.iCNPAssurances)$coefficients[2,1]
```

```
capm.spCNPAssurances[,2] <- summary(reg.iCNPAssurances)$coefficients[2,2]
capm.spCNPAssurances[,3] <- summary(reg.iCNPAssurances)$coefficients[2,3]
capm.spCNPAssurances[,4] <- summary(reg.iCNPAssurances)$coefficients[2,4]
capm.spCNPAssurances[,5] <- summary(reg.iCNPAssurances)$r.squared
capm.spCNPAssurances
summary(reg.iCNPAssurances)
residusCNPAssurances <- resid(reg.iCNPAssurances)
```

```
Commerzbank <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Commerzbank 20072009.txt",
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(Commerzbank)~as.matrix(RmRf))
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)
```

```
CreditAgricole <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/CreditAgricole 20072009.txt",
dec=",")
```

```
capm.spCreditAgricole <- matrix(0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spCreditAgricole) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iCreditAgricole=lm(as.matrix(CreditAgricole)~as.matrix(RmRf))
capm.spCreditAgricole[,1] <- summary(reg.iCreditAgricole)$coefficients[2,1]
capm.spCreditAgricole[,2] <- summary(reg.iCreditAgricole)$coefficients[2,2]
capm.spCreditAgricole[,3] <- summary(reg.iCreditAgricole)$coefficients[2,3]
capm.spCreditAgricole[,4] <- summary(reg.iCreditAgricole)$coefficients[2,4]
capm.spCreditAgricole[,5] <- summary(reg.iCreditAgricole)$r.squared
capm.spCreditAgricole
summary(reg.iCreditAgricole)
residusCreditAgricole <- resid(reg.iCreditAgricole)
```

```
CreditSuisseGroup <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/CreditSuisseGroup
20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spCreditSuisseGroup <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spCreditSuisseGroup) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iCreditSuisseGroup=lm(as.matrix(CreditSuisseGroup)~as.matrix(RmRf))
capm.spCreditSuisseGroup[,1] <- summary(reg.iCreditSuisseGroup)$coefficients[2,1]
capm.spCreditSuisseGroup[,2] <- summary(reg.iCreditSuisseGroup)$coefficients[2,2]
capm.spCreditSuisseGroup[,3] <- summary(reg.iCreditSuisseGroup)$coefficients[2,3]
capm.spCreditSuisseGroup[,4] <- summary(reg.iCreditSuisseGroup)$coefficients[2,4]
capm.spCreditSuisseGroup[,5] <- summary(reg.iCreditSuisseGroup)$r.squared
capm.spCreditSuisseGroup
summary(reg.iCreditSuisseGroup)
residusCreditSuisseGroup <- resid(reg.iCreditSuisseGroup)
```

```
DanskeBank <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/DanskeBank 20072009.txt",
dec=",")
```

```
capm.spDanskeBank <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spDanskeBank) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iDanskeBank=lm(as.matrix(DanskeBank)~as.matrix(RmRf))
capm.spDanskeBank[,1] <- summary(reg.iDanskeBank)$coefficients[2,1]
capm.spDanskeBank[,2] <- summary(reg.iDanskeBank)$coefficients[2,2]
capm.spDanskeBank[,3] <- summary(reg.iDanskeBank)$coefficients[2,3]
capm.spDanskeBank[,4] <- summary(reg.iDanskeBank)$coefficients[2,4]
capm.spDanskeBank[,5] <- summary(reg.iDanskeBank)$r.squared
capm.spDanskeBank
summary(reg.iDanskeBank)
residusDanskeBank <- resid(reg.iDanskeBank)
```

```
DeutscheBank <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/DeutscheBank 20072009.txt",
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(DeutscheBank)~as.matrix(RmRf))
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)
```

```
Dexia <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Dexia 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spDexia <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spDexia) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iDexia=lm(as.matrix(Dexia)~as.matrix(RmRf))
capm.spDexia[,1] <- summary(reg.iDexia)$coefficients[2,1]
capm.spDexia[,2] <- summary(reg.iDexia)$coefficients[2,2]
capm.spDexia[,3] <- summary(reg.iDexia)$coefficients[2,3]
capm.spDexia[,4] <- summary(reg.iDexia)$coefficients[2,4]
capm.spDexia[,5] <- summary(reg.iDexia)$r.squared
capm.spDexia
summary(reg.iDexia)
residusDexia <- resid(reg.iDexia)
```

```
HSBC <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/HSBC 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spHSBC <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spHSBC) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iHSBC=lm(as.matrix(HSBC)~as.matrix(RmRf))
capm.spHSBC[,1] <- summary(reg.iHSBC)$coefficients[2,1]
capm.spHSBC[,2] <- summary(reg.iHSBC)$coefficients[2,2]
capm.spHSBC[,3] <- summary(reg.iHSBC)$coefficients[2,3]
capm.spHSBC[,4] <- summary(reg.iHSBC)$coefficients[2,4]
capm.spHSBC[,5] <- summary(reg.iHSBC)$r.squared
capm.spHSBC
summary(reg.iHSBC)
residusHSBC <- resid(reg.iHSBC)
```

```
INGGroep <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/INGGroep 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spINGGroep <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spINGGroep) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iINGGroep=lm(as.matrix(INGGroep)~as.matrix(RmRf))
capm.spINGGroep[,1] <- summary(reg.iINGGroep)$coefficients[2,1]
capm.spINGGroep[,2] <- summary(reg.iINGGroep)$coefficients[2,2]
capm.spINGGroep[,3] <- summary(reg.iINGGroep)$coefficients[2,3]
capm.spINGGroep[,4] <- summary(reg.iINGGroep)$coefficients[2,4]
capm.spINGGroep[,5] <- summary(reg.iINGGroep)$r.squared
capm.spINGGroep
summary(reg.iINGGroep)
```

```
residusINGGroep <- resid(reg.iINGGroep)
```

```
IntesaSanpaolo <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/IntesaSanpaolo 20072009.txt",  
dec=",")
```

```
capm.spIntesaSanpaolo <- matrix (0,nr=1,nc=5)  
colnames(capm.spIntesaSanpaolo) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")  
reg.iIntesaSanpaolo=lm(as.matrix(IntesaSanpaolo)~as.matrix(RmRf))  
capm.spIntesaSanpaolo[,1] <- summary(reg.iIntesaSanpaolo)$coefficients[2,1]  
capm.spIntesaSanpaolo[,2] <- summary(reg.iIntesaSanpaolo)$coefficients[2,2]  
capm.spIntesaSanpaolo[,3] <- summary(reg.iIntesaSanpaolo)$coefficients[2,3]  
capm.spIntesaSanpaolo[,4] <- summary(reg.iIntesaSanpaolo)$coefficients[2,4]  
capm.spIntesaSanpaolo[,5] <- summary(reg.iIntesaSanpaolo)$r.squared  
capm.spIntesaSanpaolo  
summary(reg.iIntesaSanpaolo)  
residusIntesaSanpaolo <- resid(reg.iIntesaSanpaolo)
```

```
LegalGeneralGroup <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/LegalGeneralGroup  
20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spLegalGeneralGroup <- matrix (0,nr=1,nc=5)  
colnames(capm.spLegalGeneralGroup) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")  
reg.iLegalGeneralGroup=lm(as.matrix(LegalGeneralGroup)~as.matrix(RmRf))  
capm.spLegalGeneralGroup[,1] <- summary(reg.iLegalGeneralGroup)$coefficients[2,1]  
capm.spLegalGeneralGroup[,2] <- summary(reg.iLegalGeneralGroup)$coefficients[2,2]  
capm.spLegalGeneralGroup[,3] <- summary(reg.iLegalGeneralGroup)$coefficients[2,3]  
capm.spLegalGeneralGroup[,4] <- summary(reg.iLegalGeneralGroup)$coefficients[2,4]  
capm.spLegalGeneralGroup[,5] <- summary(reg.iLegalGeneralGroup)$r.squared  
capm.spLegalGeneralGroup  
summary(reg.iLegalGeneralGroup)  
residusLegalGeneralGroup <- resid(reg.iLegalGeneralGroup)
```

```
LloydsBankingGroup <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/LloydsBankingGroup  
20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spLloydsBankingGroup <- matrix (0,nr=1,nc=5)  
colnames(capm.spLloydsBankingGroup) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")  
reg.iLloydsBankingGroup=lm(as.matrix(LloydsBankingGroup)~as.matrix(RmRf))  
capm.spLloydsBankingGroup[,1] <- summary(reg.iLloydsBankingGroup)$coefficients[2,1]  
capm.spLloydsBankingGroup[,2] <- summary(reg.iLloydsBankingGroup)$coefficients[2,2]  
capm.spLloydsBankingGroup[,3] <- summary(reg.iLloydsBankingGroup)$coefficients[2,3]
```

```
capm.spLloydsBankingGroup[,4] <- summary(reg.iLloydsBankingGroup)$coefficients[2,4]
capm.spLloydsBankingGroup[,5] <- summary(reg.iLloydsBankingGroup)$r.squared
capm.spLloydsBankingGroup
summary(reg.iLloydsBankingGroup)
residusLloydsBankingGroup <- resid(reg.iLloydsBankingGroup)
```

```
LondonStockExchangeGroup <- read.delim("~/Desktop/R files
20072009/LondonStockExchangeGroup 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spLondonStockExchangeGroup <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spLondonStockExchangeGroup) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value",
"R^2")
reg.iLondonStockExchangeGroup=lm(as.matrix(LondonStockExchangeGroup)~as.matrix(RmRf))
capm.spLondonStockExchangeGroup[,1] <-
summary(reg.iLondonStockExchangeGroup)$coefficients[2,1]
capm.spLondonStockExchangeGroup[,2] <-
summary(reg.iLondonStockExchangeGroup)$coefficients[2,2]
capm.spLondonStockExchangeGroup[,3] <-
summary(reg.iLondonStockExchangeGroup)$coefficients[2,3]
capm.spLondonStockExchangeGroup[,4] <-
summary(reg.iLondonStockExchangeGroup)$coefficients[2,4]
capm.spLondonStockExchangeGroup[,5] <-
summary(reg.iLondonStockExchangeGroup)$r.squared
capm.spLondonStockExchangeGroup
summary(reg.iLondonStockExchangeGroup)
residusLondonStockExchangeGroup <- resid(reg.iLondonStockExchangeGroup)
```

```
Natixis <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Natixis 20072009.txt", 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(Natixis)~as.matrix(RmRf))
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)
```

```
NordeaBank <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/NordeaBank 20072009.txt",
dec=",")
```

```
capm.spNordeaBank <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spNordeaBank) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iNordeaBank=lm(as.matrix(NordeaBank)~as.matrix(RmRf))
capm.spNordeaBank[,1] <- summary(reg.iNordeaBank)$coefficients[2,1]
capm.spNordeaBank[,2] <- summary(reg.iNordeaBank)$coefficients[2,2]
capm.spNordeaBank[,3] <- summary(reg.iNordeaBank)$coefficients[2,3]
capm.spNordeaBank[,4] <- summary(reg.iNordeaBank)$coefficients[2,4]
capm.spNordeaBank[,5] <- summary(reg.iNordeaBank)$r.squared
capm.spNordeaBank
summary(reg.iNordeaBank)
residusNordeaBank <- resid(reg.iNordeaBank)
```

```
Prudential <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/Prudential 20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spPrudential <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spPrudential) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iPrudential=lm(as.matrix(Prudential)~as.matrix(RmRf))
capm.spPrudential[,1] <- summary(reg.iPrudential)$coefficients[2,1]
capm.spPrudential[,2] <- summary(reg.iPrudential)$coefficients[2,2]
capm.spPrudential[,3] <- summary(reg.iPrudential)$coefficients[2,3]
capm.spPrudential[,4] <- summary(reg.iPrudential)$coefficients[2,4]
capm.spPrudential[,5] <- summary(reg.iPrudential)$r.squared
capm.spPrudential
summary(reg.iPrudential)
residusPrudential <- resid(reg.iPrudential)
```

```
RoyalBankScotlandGroup <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/RoyalBankofScotland
20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spRoyalBankScotlandGroup <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spRoyalBankScotlandGroup) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value",
"R^2")
reg.iRoyalBankScotlandGroup=lm(as.matrix(RoyalBankScotlandGroup)~as.matrix(RmRf))
capm.spRoyalBankScotlandGroup[,1] <-
summary(reg.iRoyalBankScotlandGroup)$coefficients[2,1]
capm.spRoyalBankScotlandGroup[,2] <-
summary(reg.iRoyalBankScotlandGroup)$coefficients[2,2]
```

```
capm.spRoyalBankScotlandGroup[,3] <-
summary(reg.iRoyalBankScotlandGroup)$coefficients[2,3]
capm.spRoyalBankScotlandGroup[,4] <-
summary(reg.iRoyalBankScotlandGroup)$coefficients[2,4]
capm.spRoyalBankScotlandGroup[,5] <- summary(reg.iRoyalBankScotlandGroup)$r.squared
capm.spRoyalBankScotlandGroup
summary(reg.iRoyalBankScotlandGroup)
residusRoyalBankScotlandGroup <- resid(reg.iRoyalBankScotlandGroup)
```

```
SocieteGenerale <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/SocieteGenerale 20072009.txt",
dec=",")
```

```
capm.spSocieteGenerale <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spSocieteGenerale) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iSocieteGenerale=lm(as.matrix(SocieteGenerale)~as.matrix(RmRf))
capm.spSocieteGenerale[,1] <- summary(reg.iSocieteGenerale)$coefficients[2,1]
capm.spSocieteGenerale[,2] <- summary(reg.iSocieteGenerale)$coefficients[2,2]
capm.spSocieteGenerale[,3] <- summary(reg.iSocieteGenerale)$coefficients[2,3]
capm.spSocieteGenerale[,4] <- summary(reg.iSocieteGenerale)$coefficients[2,4]
capm.spSocieteGenerale[,5] <- summary(reg.iSocieteGenerale)$r.squared
capm.spSocieteGenerale
summary(reg.iSocieteGenerale)
residusSocieteGenerale <- resid(reg.iSocieteGenerale)
```

```
StandardChartered <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/StandardChartered
20072009.txt", dec=",")
```

```
capm.spStandardChartered <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spStandardChartered) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iStandardChartered=lm(as.matrix(StandardChartered)~as.matrix(RmRf))
capm.spStandardChartered[,1] <- summary(reg.iStandardChartered)$coefficients[2,1]
capm.spStandardChartered[,2] <- summary(reg.iStandardChartered)$coefficients[2,2]
capm.spStandardChartered[,3] <- summary(reg.iStandardChartered)$coefficients[2,3]
capm.spStandardChartered[,4] <- summary(reg.iStandardChartered)$coefficients[2,4]
capm.spStandardChartered[,5] <- summary(reg.iStandardChartered)$r.squared
capm.spStandardChartered
summary(reg.iStandardChartered)
residusStandardChartered <- resid(reg.iStandardChartered)
```

```
UBSGroup <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/UBSGroup 20072009.txt", dec=",")
```

```

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

UniCredit <- read.delim("~/Desktop/R files 20072009/UniCredit 20072009.txt", dec=",")

```

```

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

```

#Création d'un vecteur incluant tous les résidus qui sont issus des CAPM effectués ci-dessus
 #L'ordre des résidus étant le même que celui pratiqué lors des différentes régressions précédentes

```

TotalResidusGlobal20072009 <-
cbind(residusAdecco,residusAhold,residusApple,residusARM,residusCisco,residusElekta,residusFresenius,residusGileadSciences,residusIBM,residusLafargeHolcim,residusLVMH,residusMichelin,residusNestle,residusNovartis,residusOrpea,residusPepsi,residusPublicis,residusQualcomm,residusReckittBenckiser,residusRocheHolding,residusRollsRoyce,residusSaintGobain,residusSAP,residusSchlumberger,residusSchneiderElectric,residusSolvay,residusTelenor,residusUnilever,residusVinci,residusVolvo,residusVopak,residusAegon,residusAllianz,residusAssicurazioniGenerali,residusAviva,residusAxa,residusBancoBilbao,residusBancoSantander,residusBarclay,residusBNPParibas,residusCNPAAssurances,residusCommerzbank,residusCreditAgricole,residusCreditSuisseGroup,residusDanskeBank,residusDeutscheBank,residusDexia,residusHSBC,residusINGGroep,residusIntesaSanpaolo,residusLegalGeneralGroup,residusLloydsBankingGroup,residusLondonStockExchangeGroup,residusNatixis,residusNordeaBank,residusPruden

```

```
tial,residusRoyalBankScotlandGroup,residusSocieteGenerale,residusStandardChartered,residusUBSGroup,residusUniCredit)
```

```
#Je demande ici au programme d'effectuer un test de Granger avec lag-length de 1 sur le vecteur incluant tous les résidus
```

```
testdegrangerGlobal20072009 <- granger.test(TotalResidusGlobal20072009,1)
```

```
#Création d'un vecteur binaire avec 61 lignes et 1 colonne
```

```
#A cet instant le vecteur ne comporte aucune données
```

```
vecteurbinaireGlobal20072009 <- matrix (0,nr= nrow(testdegrangerGlobal20072009),nc=1)
```

```
#Procédure afin de nommer la colonne et les lignes de ce vecteur binaire
```

```
colnames(vecteurbinaireGlobal20072009)= c("Causalité selon Granger")
```

```
rownames(vecteurbinaireGlobal20072009)=rownames(testdegrangerGlobal20072009)
```

```
#Procédure afin que le vecteur binaire créé ci-dessus incorpore des 1 et des 0 en fonction de si la causalité entre les différents résidus de chaque entreprise est significative ou pas
```

```
#Si la p-valeur issue du test de Granger est supérieure à 5% alors un 0 sera placé au sein du vecteur binaire en fonction du résidu de la société analysée
```

```
#Un 1 sera placé dans le cas inverse
```

```
for (j in 1:nrow(testdegrangerGlobal20072009))
```

```
{
```

```
  ifelse (testdegrangerGlobal20072009 [j,2] > 0.05,vecteurbinaireGlobal20072009 [j,1] <-0 , vecteurbinaireGlobal20072009 [j,1] <-1)
```

```
}
```

```
#Création de la Matrice d'Adjacence qui est une matrice 61x61
```

```
MATRICEGlobal20072009 <- matrix (0,nr=
```

```
ncol(TotalResidusGlobal20072009),nc=ncol(TotalResidusGlobal20072009))
```

```
#Nommage des 61 colonnes et 61 lignes de façon manuelle tout en respectant bien l'ordre des sociétés maintenu depuis le départ
```

```
colnames(MATRICEGlobal20072009)=c("Adecco","Ahold","Apple","ARM","Cisco","Elekt","Fresenius","GileadSciences","IBM","LafargeHolcim","LVMH","Michelin","Nestle","Novartis","Orpea","Pepsi","Publicis","Qualcomm","ReckittBenckiser","RocheHolding","RollsRoyce","SaintGobain","SAP","Schlumberger","SchneiderElectric","Solvay","Telenor","Unilever","Vinci","Volvo","Vopak","Aegon","Allianz","AssicurazioniGenerali","Aviva","Axa","BancoBilbao","BancoSantander","Barclay","BNPParibas","CNPAssurances","Commerzbank","CreditAgricole","CreditSuisseGroup","DanskeBank","DeutscheBank","Dexia","HSBC","INGGroep","IntesaSanpaolo","LegalGeneralGroup","LloydsBankingGroup","LondonStockExchangeGroup","Natixis","N
```

```

ordeaBank","Prudential","RoyalBankofScotland","SocieteGenerale","StandardChartered","UBSGroup","UniCredit")
rownames(MATRICEGlobal20072009)=
c("Adecco","Ahold","Apple","ARM","Cisco","Elekta","Fresenius","GileadSciences","IBM","LafargeHolcim","LVMH","Michelin","Nestle","Novartis","Orpea","Pepsi","Publicis","Qualcomm","ReckittBenckiser","RocheHolding","RollsRoyce","SaintGobain","SAP","Schlumberger","SchneiderElectric","Solvay","Telenor","Unilever","Vinci","Volvo","Vopak","Aegon","Allianz","AssicurazioniGenerali","Aviva","Axa","BancoBilbao","BancoSantander","Barclay","BNPParibas","CNPAssurances","Commerzbank","CreditAgricole","CreditSuisseGroup","DanskeBank","DeutscheBank","Dexia","HSBC","INGGroep","IntesaSanpaolo","LegalGeneralGroup","LloydsBankingGroup","LondonStockExchangeGroup","Natixis","NordeaBank","Prudential","RoyalBankofScotland","SocieteGenerale","StandardChartered","UBSGroup","UniCredit")

```

#Etant donné qu'une même société ne peut se causer elle-même j'instaure la règle comme quoi la diagonale de la matrice sera uniquement composée de 0

```
diag(MATRICEGlobal20072009)<-0
```

#Procédure afin de remplir au sein de chaque colonne les valeurs 0 et 1 en fonction du vecteur précédemment obtenue. Cependant, apparaît ici une difficulté, puisque le vecteur binaire précédemment construit ne nous permet pas d'avoir les valeurs pour la diagonale de la matrice d'adjacence étant donné que le test de Granger ne considère pas de causalité mutuelle. Il sera donc utile de procéder à une décomposition du vecteur binaire pour ensuite le recomposer au sein de la matrice d'adjacence.

```

for (i in 2:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[i,1]<- vecteurbinaireGlobal20072009[i-1,1]
  ##Procédure afin d'incorporer les valeurs du vecteur binaire propres à la société Adecco tout en commençant cette procédure à la deuxième ligne de la première colonne
}

```

#On répète l'opération 61 fois afin que notre matrice d'adjacence soit complète

```

for (i in 3:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,2]<- vecteurbinaireGlobal20072009[61,1]
  MATRICEGlobal20072009[i,2]<-vecteurbinaireGlobal20072009[59+i,1]
}
for (i in 4:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,3]<-vecteurbinaireGlobal20072009[121,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,3]<-vecteurbinaireGlobal20072009[122,1]
}

```

```

    MATRICEGlobal20072009[i,3]<-vecteurbinaireGlobal20072009[119+i,1]
  }
  for (i in 5:ncol(MATRICEGlobal20072009))
  {
    MATRICEGlobal20072009[1,4]<-vecteurbinaireGlobal20072009[181,1]
    MATRICEGlobal20072009[2,4]<-vecteurbinaireGlobal20072009[182,1]
    MATRICEGlobal20072009[3,4]<-vecteurbinaireGlobal20072009[183,1]
    MATRICEGlobal20072009[i,4]<-vecteurbinaireGlobal20072009[179+i,1]
  }
  for (i in 6:ncol(MATRICEGlobal20072009))
  {
    MATRICEGlobal20072009[1,5]<-vecteurbinaireGlobal20072009[241,1]
    MATRICEGlobal20072009[2,5]<-vecteurbinaireGlobal20072009[242,1]
    MATRICEGlobal20072009[3,5]<-vecteurbinaireGlobal20072009[243,1]
    MATRICEGlobal20072009[4,5]<-vecteurbinaireGlobal20072009[244,1]
    MATRICEGlobal20072009[i,5]<-vecteurbinaireGlobal20072009[239+i,1]
  }
  for (i in 7:ncol(MATRICEGlobal20072009))
  {
    MATRICEGlobal20072009[1,6]<-vecteurbinaireGlobal20072009[301,1]
    MATRICEGlobal20072009[2,6]<-vecteurbinaireGlobal20072009[302,1]
    MATRICEGlobal20072009[3,6]<-vecteurbinaireGlobal20072009[303,1]
    MATRICEGlobal20072009[4,6]<-vecteurbinaireGlobal20072009[304,1]
    MATRICEGlobal20072009[5,6]<-vecteurbinaireGlobal20072009[305,1]
    MATRICEGlobal20072009[i,6]<-vecteurbinaireGlobal20072009[299+i,1]
  }
  for (i in 8:ncol(MATRICEGlobal20072009))
  {
    MATRICEGlobal20072009[1,7]<-vecteurbinaireGlobal20072009[361,1]
    MATRICEGlobal20072009[2,7]<-vecteurbinaireGlobal20072009[362,1]
    MATRICEGlobal20072009[3,7]<-vecteurbinaireGlobal20072009[363,1]
    MATRICEGlobal20072009[4,7]<-vecteurbinaireGlobal20072009[364,1]
    MATRICEGlobal20072009[5,7]<-vecteurbinaireGlobal20072009[365,1]
    MATRICEGlobal20072009[6,7]<-vecteurbinaireGlobal20072009[366,1]
    MATRICEGlobal20072009[i,7]<-vecteurbinaireGlobal20072009[359+i,1]
  }
  for (i in 9:ncol(MATRICEGlobal20072009))
  {
    MATRICEGlobal20072009[1,8]<-vecteurbinaireGlobal20072009[421,1]
    MATRICEGlobal20072009[2,8]<-vecteurbinaireGlobal20072009[422,1]
    MATRICEGlobal20072009[3,8]<-vecteurbinaireGlobal20072009[423,1]
  }

```

```

MATRICEGlobal20072009[4,8]<-vecteurbinaireGlobal20072009[424,1]
MATRICEGlobal20072009[5,8]<-vecteurbinaireGlobal20072009[425,1]
MATRICEGlobal20072009[6,8]<-vecteurbinaireGlobal20072009[426,1]
MATRICEGlobal20072009[7,8]<-vecteurbinaireGlobal20072009[427,1]
MATRICEGlobal20072009[i,8]<-vecteurbinaireGlobal20072009[419+i,1]
}
for (i in 10:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,9]<-vecteurbinaireGlobal20072009[481,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,9]<-vecteurbinaireGlobal20072009[482,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,9]<-vecteurbinaireGlobal20072009[483,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,9]<-vecteurbinaireGlobal20072009[484,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,9]<-vecteurbinaireGlobal20072009[485,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,9]<-vecteurbinaireGlobal20072009[486,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,9]<-vecteurbinaireGlobal20072009[487,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,9]<-vecteurbinaireGlobal20072009[488,1]
  MATRICEGlobal20072009[i,9]<-vecteurbinaireGlobal20072009[479+i,1]
}
for (i in 11:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,10]<-vecteurbinaireGlobal20072009[541,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,10]<-vecteurbinaireGlobal20072009[542,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,10]<-vecteurbinaireGlobal20072009[543,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,10]<-vecteurbinaireGlobal20072009[544,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,10]<-vecteurbinaireGlobal20072009[545,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,10]<-vecteurbinaireGlobal20072009[546,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,10]<-vecteurbinaireGlobal20072009[547,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,10]<-vecteurbinaireGlobal20072009[548,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,10]<-vecteurbinaireGlobal20072009[549,1]
  MATRICEGlobal20072009[i,10]<-vecteurbinaireGlobal20072009[539+i,1]
}
for (i in 12:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,11]<-vecteurbinaireGlobal20072009[601,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,11]<-vecteurbinaireGlobal20072009[602,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,11]<-vecteurbinaireGlobal20072009[603,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,11]<-vecteurbinaireGlobal20072009[604,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,11]<-vecteurbinaireGlobal20072009[605,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,11]<-vecteurbinaireGlobal20072009[606,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,11]<-vecteurbinaireGlobal20072009[607,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,11]<-vecteurbinaireGlobal20072009[608,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[9,11]<-vecteurbinaireGlobal20072009[609,1]
MATRICEGlobal20072009[10,11]<-vecteurbinaireGlobal20072009[610,1]
MATRICEGlobal20072009[i,11]<-vecteurbinaireGlobal20072009[599+i,1]
}
for (i in 13:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,12]<-vecteurbinaireGlobal20072009[661,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,12]<-vecteurbinaireGlobal20072009[662,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,12]<-vecteurbinaireGlobal20072009[663,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,12]<-vecteurbinaireGlobal20072009[664,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,12]<-vecteurbinaireGlobal20072009[665,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,12]<-vecteurbinaireGlobal20072009[666,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,12]<-vecteurbinaireGlobal20072009[667,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,12]<-vecteurbinaireGlobal20072009[668,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,12]<-vecteurbinaireGlobal20072009[669,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,12]<-vecteurbinaireGlobal20072009[670,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,12]<-vecteurbinaireGlobal20072009[671,1]
  MATRICEGlobal20072009[i,12]<-vecteurbinaireGlobal20072009[659+i,1]
}
for (i in 14:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,13]<-vecteurbinaireGlobal20072009[721,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,13]<-vecteurbinaireGlobal20072009[722,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,13]<-vecteurbinaireGlobal20072009[723,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,13]<-vecteurbinaireGlobal20072009[724,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,13]<-vecteurbinaireGlobal20072009[725,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,13]<-vecteurbinaireGlobal20072009[726,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,13]<-vecteurbinaireGlobal20072009[727,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,13]<-vecteurbinaireGlobal20072009[728,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,13]<-vecteurbinaireGlobal20072009[729,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,13]<-vecteurbinaireGlobal20072009[730,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,13]<-vecteurbinaireGlobal20072009[731,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,13]<-vecteurbinaireGlobal20072009[732,1]
  MATRICEGlobal20072009[i,13]<-vecteurbinaireGlobal20072009[719+i,1]
}
for (i in 15:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,14]<-vecteurbinaireGlobal20072009[781,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,14]<-vecteurbinaireGlobal20072009[782,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,14]<-vecteurbinaireGlobal20072009[783,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,14]<-vecteurbinaireGlobal20072009[784,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[5,14]<-vecteurbinaireGlobal20072009[785,1]
MATRICEGlobal20072009[6,14]<-vecteurbinaireGlobal20072009[786,1]
MATRICEGlobal20072009[7,14]<-vecteurbinaireGlobal20072009[787,1]
MATRICEGlobal20072009[8,14]<-vecteurbinaireGlobal20072009[788,1]
MATRICEGlobal20072009[9,14]<-vecteurbinaireGlobal20072009[789,1]
MATRICEGlobal20072009[10,14]<-vecteurbinaireGlobal20072009[790,1]
MATRICEGlobal20072009[11,14]<-vecteurbinaireGlobal20072009[791,1]
MATRICEGlobal20072009[12,14]<-vecteurbinaireGlobal20072009[792,1]
MATRICEGlobal20072009[13,14]<-vecteurbinaireGlobal20072009[793,1]
MATRICEGlobal20072009[i,14]<-vecteurbinaireGlobal20072009[779+i,1]
}
for (i in 16:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,15]<-vecteurbinaireGlobal20072009[841,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,15]<-vecteurbinaireGlobal20072009[842,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,15]<-vecteurbinaireGlobal20072009[843,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,15]<-vecteurbinaireGlobal20072009[844,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,15]<-vecteurbinaireGlobal20072009[845,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,15]<-vecteurbinaireGlobal20072009[846,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,15]<-vecteurbinaireGlobal20072009[847,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,15]<-vecteurbinaireGlobal20072009[848,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,15]<-vecteurbinaireGlobal20072009[849,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,15]<-vecteurbinaireGlobal20072009[850,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,15]<-vecteurbinaireGlobal20072009[851,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,15]<-vecteurbinaireGlobal20072009[852,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,15]<-vecteurbinaireGlobal20072009[853,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,15]<-vecteurbinaireGlobal20072009[854,1]
  MATRICEGlobal20072009[i,15]<-vecteurbinaireGlobal20072009[839+i,1]
}
for (i in 17:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,16]<-vecteurbinaireGlobal20072009[901,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,16]<-vecteurbinaireGlobal20072009[902,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,16]<-vecteurbinaireGlobal20072009[903,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,16]<-vecteurbinaireGlobal20072009[904,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,16]<-vecteurbinaireGlobal20072009[905,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,16]<-vecteurbinaireGlobal20072009[906,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,16]<-vecteurbinaireGlobal20072009[907,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,16]<-vecteurbinaireGlobal20072009[908,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,16]<-vecteurbinaireGlobal20072009[909,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,16]<-vecteurbinaireGlobal20072009[910,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[11,16]<-vecteurbinaireGlobal20072009[911,1]
MATRICEGlobal20072009[12,16]<-vecteurbinaireGlobal20072009[912,1]
MATRICEGlobal20072009[13,16]<-vecteurbinaireGlobal20072009[913,1]
MATRICEGlobal20072009[14,16]<-vecteurbinaireGlobal20072009[914,1]
MATRICEGlobal20072009[15,16]<-vecteurbinaireGlobal20072009[915,1]
MATRICEGlobal20072009[i,16]<-vecteurbinaireGlobal20072009[899+i,1]
}
for (i in 18:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,17]<-vecteurbinaireGlobal20072009[961,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,17]<-vecteurbinaireGlobal20072009[962,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,17]<-vecteurbinaireGlobal20072009[963,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,17]<-vecteurbinaireGlobal20072009[964,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,17]<-vecteurbinaireGlobal20072009[965,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,17]<-vecteurbinaireGlobal20072009[966,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,17]<-vecteurbinaireGlobal20072009[967,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,17]<-vecteurbinaireGlobal20072009[968,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,17]<-vecteurbinaireGlobal20072009[969,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,17]<-vecteurbinaireGlobal20072009[970,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,17]<-vecteurbinaireGlobal20072009[971,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,17]<-vecteurbinaireGlobal20072009[972,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,17]<-vecteurbinaireGlobal20072009[973,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,17]<-vecteurbinaireGlobal20072009[974,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,17]<-vecteurbinaireGlobal20072009[975,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,17]<-vecteurbinaireGlobal20072009[976,1]
  MATRICEGlobal20072009[i,17]<-vecteurbinaireGlobal20072009[959+i,1]
}
for (i in 19:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,18]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1021,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,18]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1022,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,18]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1023,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,18]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1024,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,18]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1025,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,18]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1026,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,18]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1027,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,18]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1028,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,18]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1029,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,18]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1030,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,18]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1031,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,18]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1032,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[13,18]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1033,1]
MATRICEGlobal20072009[14,18]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1034,1]
MATRICEGlobal20072009[15,18]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1035,1]
MATRICEGlobal20072009[16,18]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1036,1]
MATRICEGlobal20072009[17,18]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1037,1]
MATRICEGlobal20072009[i,18]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1019+i,1]
}
for (i in 20:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,19]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1081,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,19]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1082,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,19]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1083,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,19]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1084,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,19]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1085,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,19]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1086,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,19]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1087,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,19]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1088,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,19]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1089,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,19]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1090,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,19]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1091,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,19]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1092,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,19]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1093,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,19]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1094,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,19]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1095,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,19]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1096,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,19]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1097,1]
  MATRICEGlobal20072009[18,19]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1098,1]
  MATRICEGlobal20072009[i,19]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1079+i,1]
}
for (i in 21:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,20]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1141,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,20]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1142,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,20]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1143,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,20]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1144,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,20]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1145,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,20]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1146,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,20]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1147,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,20]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1148,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,20]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1149,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,20]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1150,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[11,20]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1151,1]
MATRICEGlobal20072009[12,20]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1152,1]
MATRICEGlobal20072009[13,20]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1153,1]
MATRICEGlobal20072009[14,20]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1154,1]
MATRICEGlobal20072009[15,20]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1155,1]
MATRICEGlobal20072009[16,20]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1156,1]
MATRICEGlobal20072009[17,20]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1157,1]
MATRICEGlobal20072009[18,20]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1158,1]
MATRICEGlobal20072009[19,20]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1159,1]
MATRICEGlobal20072009[i,20]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1139+i,1]
}
for (i in 22:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1201,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1202,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1203,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1204,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1205,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1206,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1207,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1208,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1209,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1210,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1211,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1212,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1213,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1214,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1215,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1216,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1217,1]
  MATRICEGlobal20072009[18,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1218,1]
  MATRICEGlobal20072009[19,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1219,1]
  MATRICEGlobal20072009[20,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1220,1]
  MATRICEGlobal20072009[i,21]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1199+i,1]
}
for (i in 23:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1261,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1262,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1263,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1264,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[5,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1265,1]
MATRICEGlobal20072009[6,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1266,1]
MATRICEGlobal20072009[7,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1267,1]
MATRICEGlobal20072009[8,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1268,1]
MATRICEGlobal20072009[9,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1269,1]
MATRICEGlobal20072009[10,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1270,1]
MATRICEGlobal20072009[11,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1271,1]
MATRICEGlobal20072009[12,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1272,1]
MATRICEGlobal20072009[13,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1273,1]
MATRICEGlobal20072009[14,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1274,1]
MATRICEGlobal20072009[15,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1275,1]
MATRICEGlobal20072009[16,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1276,1]
MATRICEGlobal20072009[17,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1277,1]
MATRICEGlobal20072009[18,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1278,1]
MATRICEGlobal20072009[19,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1279,1]
MATRICEGlobal20072009[20,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1280,1]
MATRICEGlobal20072009[21,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1281,1]
MATRICEGlobal20072009[i,22]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1259+i,1]
}
for (i in 24:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1321,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1322,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1323,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1324,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1325,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1326,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1327,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1328,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1329,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1330,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1331,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1332,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1333,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1334,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1335,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1336,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1337,1]
  MATRICEGlobal20072009[18,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1338,1]
  MATRICEGlobal20072009[19,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1339,1]
  MATRICEGlobal20072009[20,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1340,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[21,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1341,1]
MATRICEGlobal20072009[22,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1342,1]
MATRICEGlobal20072009[i,23]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1319+i,1]
}
for (i in 25:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1381,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1382,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1383,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1384,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1385,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1386,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1387,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1388,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1389,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1390,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1391,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1392,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1393,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1394,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1395,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1396,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1397,1]
  MATRICEGlobal20072009[18,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1398,1]
  MATRICEGlobal20072009[19,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1399,1]
  MATRICEGlobal20072009[20,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1400,1]
  MATRICEGlobal20072009[21,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1401,1]
  MATRICEGlobal20072009[22,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1402,1]
  MATRICEGlobal20072009[23,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1403,1]
  MATRICEGlobal20072009[i,24]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1379+i,1]
}
for (i in 26:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1441,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1442,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1443,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1444,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1445,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1446,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1447,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1448,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[9,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1449,1]
MATRICEGlobal20072009[10,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1450,1]
MATRICEGlobal20072009[11,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1451,1]
MATRICEGlobal20072009[12,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1452,1]
MATRICEGlobal20072009[13,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1453,1]
MATRICEGlobal20072009[14,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1454,1]
MATRICEGlobal20072009[15,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1455,1]
MATRICEGlobal20072009[16,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1456,1]
MATRICEGlobal20072009[17,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1457,1]
MATRICEGlobal20072009[18,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1458,1]
MATRICEGlobal20072009[19,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1459,1]
MATRICEGlobal20072009[20,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1460,1]
MATRICEGlobal20072009[21,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1461,1]
MATRICEGlobal20072009[22,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1462,1]
MATRICEGlobal20072009[23,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1463,1]
MATRICEGlobal20072009[24,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1464,1]
MATRICEGlobal20072009[i,25]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1439+i,1]
}
for (i in 27:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1501,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1502,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1503,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1504,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1505,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1506,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1507,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1508,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1509,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1510,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1511,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1512,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1513,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1514,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1515,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1516,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1517,1]
  MATRICEGlobal20072009[18,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1518,1]
  MATRICEGlobal20072009[19,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1519,1]
  MATRICEGlobal20072009[20,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1520,1]
  MATRICEGlobal20072009[21,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1521,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[22,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1522,1]
MATRICEGlobal20072009[23,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1523,1]
MATRICEGlobal20072009[24,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1524,1]
MATRICEGlobal20072009[25,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1525,1]
MATRICEGlobal20072009[i,26]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1499+i,1]
}
for (i in 28:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1561,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1562,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1563,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1564,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1565,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1566,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1567,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1568,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1569,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1570,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1571,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1572,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1573,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1574,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1575,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1576,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1577,1]
  MATRICEGlobal20072009[18,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1578,1]
  MATRICEGlobal20072009[19,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1579,1]
  MATRICEGlobal20072009[20,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1580,1]
  MATRICEGlobal20072009[21,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1581,1]
  MATRICEGlobal20072009[22,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1582,1]
  MATRICEGlobal20072009[23,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1583,1]
  MATRICEGlobal20072009[24,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1584,1]
  MATRICEGlobal20072009[25,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1585,1]
  MATRICEGlobal20072009[26,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1586,1]
  MATRICEGlobal20072009[i,27]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1559+i,1]
}
for (i in 29:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1621,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1622,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1623,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[4,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1624,1]
MATRICEGlobal20072009[5,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1625,1]
MATRICEGlobal20072009[6,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1626,1]
MATRICEGlobal20072009[7,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1627,1]
MATRICEGlobal20072009[8,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1628,1]
MATRICEGlobal20072009[9,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1629,1]
MATRICEGlobal20072009[10,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1630,1]
MATRICEGlobal20072009[11,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1631,1]
MATRICEGlobal20072009[12,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1632,1]
MATRICEGlobal20072009[13,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1633,1]
MATRICEGlobal20072009[14,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1634,1]
MATRICEGlobal20072009[15,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1635,1]
MATRICEGlobal20072009[16,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1636,1]
MATRICEGlobal20072009[17,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1637,1]
MATRICEGlobal20072009[18,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1638,1]
MATRICEGlobal20072009[19,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1639,1]
MATRICEGlobal20072009[20,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1640,1]
MATRICEGlobal20072009[21,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1641,1]
MATRICEGlobal20072009[22,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1642,1]
MATRICEGlobal20072009[23,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1643,1]
MATRICEGlobal20072009[24,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1644,1]
MATRICEGlobal20072009[25,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1645,1]
MATRICEGlobal20072009[26,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1646,1]
MATRICEGlobal20072009[27,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1647,1]
MATRICEGlobal20072009[i,28]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1619+i,1]
}
for (i in 30:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1681,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1682,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1683,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1684,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1685,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1686,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1687,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1688,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1689,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1690,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1691,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1692,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1693,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[14,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1694,1]
MATRICEGlobal20072009[15,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1695,1]
MATRICEGlobal20072009[16,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1696,1]
MATRICEGlobal20072009[17,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1697,1]
MATRICEGlobal20072009[18,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1698,1]
MATRICEGlobal20072009[19,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1699,1]
MATRICEGlobal20072009[20,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1700,1]
MATRICEGlobal20072009[21,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1701,1]
MATRICEGlobal20072009[22,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1702,1]
MATRICEGlobal20072009[23,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1703,1]
MATRICEGlobal20072009[24,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1704,1]
MATRICEGlobal20072009[25,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1705,1]
MATRICEGlobal20072009[26,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1706,1]
MATRICEGlobal20072009[27,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1707,1]
MATRICEGlobal20072009[28,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1708,1]
MATRICEGlobal20072009[i,29]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1679+i,1]
}
for (i in 31:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1741,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1742,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1743,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1744,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1745,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1746,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1747,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1748,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1749,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1750,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1751,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1752,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1753,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1754,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1755,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1756,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1757,1]
  MATRICEGlobal20072009[18,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1758,1]
  MATRICEGlobal20072009[19,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1759,1]
  MATRICEGlobal20072009[20,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1760,1]
  MATRICEGlobal20072009[21,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1761,1]
  MATRICEGlobal20072009[22,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1762,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[23,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1763,1]
MATRICEGlobal20072009[24,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1764,1]
MATRICEGlobal20072009[25,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1765,1]
MATRICEGlobal20072009[26,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1766,1]
MATRICEGlobal20072009[27,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1767,1]
MATRICEGlobal20072009[28,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1768,1]
MATRICEGlobal20072009[29,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1769,1]
MATRICEGlobal20072009[i,30]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1739+i,1]
}
for (i in 32:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1801,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1802,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1803,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1804,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1805,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1806,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1807,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1808,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1809,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1810,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1811,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1812,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1813,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1814,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1815,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1816,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1817,1]
  MATRICEGlobal20072009[18,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1818,1]
  MATRICEGlobal20072009[19,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1819,1]
  MATRICEGlobal20072009[20,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1820,1]
  MATRICEGlobal20072009[21,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1821,1]
  MATRICEGlobal20072009[22,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1822,1]
  MATRICEGlobal20072009[23,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1823,1]
  MATRICEGlobal20072009[24,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1824,1]
  MATRICEGlobal20072009[25,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1825,1]
  MATRICEGlobal20072009[26,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1826,1]
  MATRICEGlobal20072009[27,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1827,1]
  MATRICEGlobal20072009[28,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1828,1]
  MATRICEGlobal20072009[29,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1829,1]
  MATRICEGlobal20072009[30,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1830,1]
}

```

```

MATRICEGlobal20072009[i,31]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1799+i,1]
}
for (i in 33:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1861,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1862,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1863,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1864,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1865,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1866,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1867,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1868,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1869,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1870,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1871,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1872,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1873,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1874,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1875,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1876,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1877,1]
  MATRICEGlobal20072009[18,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1878,1]
  MATRICEGlobal20072009[19,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1879,1]
  MATRICEGlobal20072009[20,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1880,1]
  MATRICEGlobal20072009[21,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1881,1]
  MATRICEGlobal20072009[22,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1882,1]
  MATRICEGlobal20072009[23,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1883,1]
  MATRICEGlobal20072009[24,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1884,1]
  MATRICEGlobal20072009[25,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1885,1]
  MATRICEGlobal20072009[26,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1886,1]
  MATRICEGlobal20072009[27,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1887,1]
  MATRICEGlobal20072009[28,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1888,1]
  MATRICEGlobal20072009[29,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1889,1]
  MATRICEGlobal20072009[30,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1890,1]
  MATRICEGlobal20072009[31,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1891,1]
  MATRICEGlobal20072009[i,32]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1859+i,1]
}
for (i in 34:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1921,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1922,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[3,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1923,1]
MATRICEGlobal20072009[4,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1924,1]
MATRICEGlobal20072009[5,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1925,1]
MATRICEGlobal20072009[6,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1926,1]
MATRICEGlobal20072009[7,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1927,1]
MATRICEGlobal20072009[8,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1928,1]
MATRICEGlobal20072009[9,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1929,1]
MATRICEGlobal20072009[10,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1930,1]
MATRICEGlobal20072009[11,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1931,1]
MATRICEGlobal20072009[12,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1932,1]
MATRICEGlobal20072009[13,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1933,1]
MATRICEGlobal20072009[14,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1934,1]
MATRICEGlobal20072009[15,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1935,1]
MATRICEGlobal20072009[16,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1936,1]
MATRICEGlobal20072009[17,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1937,1]
MATRICEGlobal20072009[18,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1938,1]
MATRICEGlobal20072009[19,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1939,1]
MATRICEGlobal20072009[20,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1940,1]
MATRICEGlobal20072009[21,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1941,1]
MATRICEGlobal20072009[22,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1942,1]
MATRICEGlobal20072009[23,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1943,1]
MATRICEGlobal20072009[24,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1944,1]
MATRICEGlobal20072009[25,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1945,1]
MATRICEGlobal20072009[26,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1946,1]
MATRICEGlobal20072009[27,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1947,1]
MATRICEGlobal20072009[28,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1948,1]
MATRICEGlobal20072009[29,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1949,1]
MATRICEGlobal20072009[30,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1950,1]
MATRICEGlobal20072009[31,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1951,1]
MATRICEGlobal20072009[32,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1952,1]
MATRICEGlobal20072009[i,33]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1919+i,1]
}
for (i in 35:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1981,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1982,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1983,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1984,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1985,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1986,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1987,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[8,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1988,1]
MATRICEGlobal20072009[9,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1989,1]
MATRICEGlobal20072009[10,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1990,1]
MATRICEGlobal20072009[11,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1991,1]
MATRICEGlobal20072009[12,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1992,1]
MATRICEGlobal20072009[13,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1993,1]
MATRICEGlobal20072009[14,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1994,1]
MATRICEGlobal20072009[15,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1995,1]
MATRICEGlobal20072009[16,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1996,1]
MATRICEGlobal20072009[17,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1997,1]
MATRICEGlobal20072009[18,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1998,1]
MATRICEGlobal20072009[19,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1999,1]
MATRICEGlobal20072009[20,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2000,1]
MATRICEGlobal20072009[21,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2001,1]
MATRICEGlobal20072009[22,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2002,1]
MATRICEGlobal20072009[23,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2003,1]
MATRICEGlobal20072009[24,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2004,1]
MATRICEGlobal20072009[25,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2005,1]
MATRICEGlobal20072009[26,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2006,1]
MATRICEGlobal20072009[27,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2007,1]
MATRICEGlobal20072009[28,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2008,1]
MATRICEGlobal20072009[29,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2009,1]
MATRICEGlobal20072009[30,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2010,1]
MATRICEGlobal20072009[31,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2011,1]
MATRICEGlobal20072009[32,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2012,1]
MATRICEGlobal20072009[33,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2013,1]
MATRICEGlobal20072009[i,34]<-vecteurbinaireGlobal20072009[1979+i,1]
}
for (i in 36:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2041,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2042,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2043,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2044,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2045,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2046,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2047,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2048,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2049,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2050,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2051,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[12,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2052,1]
MATRICEGlobal20072009[13,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2053,1]
MATRICEGlobal20072009[14,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2054,1]
MATRICEGlobal20072009[15,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2055,1]
MATRICEGlobal20072009[16,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2056,1]
MATRICEGlobal20072009[17,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2057,1]
MATRICEGlobal20072009[18,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2058,1]
MATRICEGlobal20072009[19,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2059,1]
MATRICEGlobal20072009[20,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2060,1]
MATRICEGlobal20072009[21,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2061,1]
MATRICEGlobal20072009[22,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2062,1]
MATRICEGlobal20072009[23,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2063,1]
MATRICEGlobal20072009[24,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2064,1]
MATRICEGlobal20072009[25,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2065,1]
MATRICEGlobal20072009[26,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2066,1]
MATRICEGlobal20072009[27,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2067,1]
MATRICEGlobal20072009[28,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2068,1]
MATRICEGlobal20072009[29,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2069,1]
MATRICEGlobal20072009[30,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2070,1]
MATRICEGlobal20072009[31,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2071,1]
MATRICEGlobal20072009[32,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2072,1]
MATRICEGlobal20072009[33,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2073,1]
MATRICEGlobal20072009[34,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2074,1]
MATRICEGlobal20072009[i,35]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2039+i,1]
}
for (i in 37:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2101,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2102,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2103,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2104,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2105,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2106,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2107,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2108,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2109,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2110,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2111,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2112,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2113,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2114,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[15,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2115,1]
MATRICEGlobal20072009[16,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2116,1]
MATRICEGlobal20072009[17,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2117,1]
MATRICEGlobal20072009[18,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2118,1]
MATRICEGlobal20072009[19,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2119,1]
MATRICEGlobal20072009[20,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2120,1]
MATRICEGlobal20072009[21,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2121,1]
MATRICEGlobal20072009[22,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2122,1]
MATRICEGlobal20072009[23,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2123,1]
MATRICEGlobal20072009[24,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2124,1]
MATRICEGlobal20072009[25,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2125,1]
MATRICEGlobal20072009[26,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2126,1]
MATRICEGlobal20072009[27,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2127,1]
MATRICEGlobal20072009[28,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2128,1]
MATRICEGlobal20072009[29,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2129,1]
MATRICEGlobal20072009[30,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2130,1]
MATRICEGlobal20072009[31,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2131,1]
MATRICEGlobal20072009[32,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2132,1]
MATRICEGlobal20072009[33,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2133,1]
MATRICEGlobal20072009[34,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2134,1]
MATRICEGlobal20072009[35,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2135,1]
MATRICEGlobal20072009[i,36]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2099+i,1]
}
for (i in 38:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2161,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2162,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2163,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2164,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2165,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2166,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2167,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2168,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2169,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2170,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2171,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2172,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2173,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2174,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2175,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2176,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[17,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2177,1]
MATRICEGlobal20072009[18,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2178,1]
MATRICEGlobal20072009[19,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2179,1]
MATRICEGlobal20072009[20,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2180,1]
MATRICEGlobal20072009[21,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2181,1]
MATRICEGlobal20072009[22,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2182,1]
MATRICEGlobal20072009[23,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2183,1]
MATRICEGlobal20072009[24,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2184,1]
MATRICEGlobal20072009[25,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2185,1]
MATRICEGlobal20072009[26,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2186,1]
MATRICEGlobal20072009[27,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2187,1]
MATRICEGlobal20072009[28,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2188,1]
MATRICEGlobal20072009[29,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2189,1]
MATRICEGlobal20072009[30,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2190,1]
MATRICEGlobal20072009[31,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2191,1]
MATRICEGlobal20072009[32,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2192,1]
MATRICEGlobal20072009[33,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2193,1]
MATRICEGlobal20072009[34,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2194,1]
MATRICEGlobal20072009[35,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2195,1]
MATRICEGlobal20072009[36,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2196,1]
MATRICEGlobal20072009[i,37]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2159+i,1]
}
for (i in 39:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2221,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2222,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2223,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2224,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2225,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2226,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2227,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2228,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2229,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2230,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2231,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2232,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2233,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2234,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2235,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2236,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2237,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[18,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2238,1]
MATRICEGlobal20072009[19,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2239,1]
MATRICEGlobal20072009[20,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2240,1]
MATRICEGlobal20072009[21,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2241,1]
MATRICEGlobal20072009[22,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2242,1]
MATRICEGlobal20072009[23,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2243,1]
MATRICEGlobal20072009[24,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2244,1]
MATRICEGlobal20072009[25,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2245,1]
MATRICEGlobal20072009[26,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2246,1]
MATRICEGlobal20072009[27,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2247,1]
MATRICEGlobal20072009[28,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2248,1]
MATRICEGlobal20072009[29,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2249,1]
MATRICEGlobal20072009[30,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2250,1]
MATRICEGlobal20072009[31,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2251,1]
MATRICEGlobal20072009[32,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2252,1]
MATRICEGlobal20072009[33,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2253,1]
MATRICEGlobal20072009[34,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2254,1]
MATRICEGlobal20072009[35,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2255,1]
MATRICEGlobal20072009[36,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2256,1]
MATRICEGlobal20072009[37,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2257,1]
MATRICEGlobal20072009[i,38]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2219+i,1]
}
for (i in 40:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2281,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2282,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2283,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2284,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2285,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2286,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2287,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2288,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2289,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2290,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2291,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2292,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2293,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2294,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2295,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2296,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2297,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[18,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2298,1]
MATRICEGlobal20072009[19,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2299,1]
MATRICEGlobal20072009[20,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2300,1]
MATRICEGlobal20072009[21,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2301,1]
MATRICEGlobal20072009[22,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2302,1]
MATRICEGlobal20072009[23,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2303,1]
MATRICEGlobal20072009[24,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2304,1]
MATRICEGlobal20072009[25,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2305,1]
MATRICEGlobal20072009[26,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2306,1]
MATRICEGlobal20072009[27,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2307,1]
MATRICEGlobal20072009[28,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2308,1]
MATRICEGlobal20072009[29,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2309,1]
MATRICEGlobal20072009[30,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2310,1]
MATRICEGlobal20072009[31,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2311,1]
MATRICEGlobal20072009[32,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2312,1]
MATRICEGlobal20072009[33,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2313,1]
MATRICEGlobal20072009[34,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2314,1]
MATRICEGlobal20072009[35,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2315,1]
MATRICEGlobal20072009[36,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2316,1]
MATRICEGlobal20072009[37,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2317,1]
MATRICEGlobal20072009[38,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2318,1]
MATRICEGlobal20072009[i,39]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2279+i,1]
}
for (i in 41:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2341,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2342,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2343,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2344,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2345,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2346,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2347,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2348,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2349,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2350,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2351,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2352,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2353,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2354,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2355,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2356,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[17,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2357,1]
MATRICEGlobal20072009[18,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2358,1]
MATRICEGlobal20072009[19,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2359,1]
MATRICEGlobal20072009[20,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2360,1]
MATRICEGlobal20072009[21,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2361,1]
MATRICEGlobal20072009[22,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2362,1]
MATRICEGlobal20072009[23,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2363,1]
MATRICEGlobal20072009[24,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2364,1]
MATRICEGlobal20072009[25,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2365,1]
MATRICEGlobal20072009[26,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2366,1]
MATRICEGlobal20072009[27,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2367,1]
MATRICEGlobal20072009[28,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2368,1]
MATRICEGlobal20072009[29,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2369,1]
MATRICEGlobal20072009[30,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2370,1]
MATRICEGlobal20072009[31,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2371,1]
MATRICEGlobal20072009[32,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2372,1]
MATRICEGlobal20072009[33,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2373,1]
MATRICEGlobal20072009[34,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2374,1]
MATRICEGlobal20072009[35,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2375,1]
MATRICEGlobal20072009[36,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2376,1]
MATRICEGlobal20072009[37,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2377,1]
MATRICEGlobal20072009[38,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2378,1]
MATRICEGlobal20072009[39,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2379,1]
MATRICEGlobal20072009[i,40]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2339+i,1]
}
for (i in 42:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2401,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2402,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2403,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2404,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2405,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2406,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2407,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2408,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2409,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2410,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2411,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2412,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2413,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2414,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[15,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2415,1]
MATRICEGlobal20072009[16,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2416,1]
MATRICEGlobal20072009[17,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2417,1]
MATRICEGlobal20072009[18,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2418,1]
MATRICEGlobal20072009[19,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2419,1]
MATRICEGlobal20072009[20,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2420,1]
MATRICEGlobal20072009[21,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2421,1]
MATRICEGlobal20072009[22,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2422,1]
MATRICEGlobal20072009[23,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2423,1]
MATRICEGlobal20072009[24,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2424,1]
MATRICEGlobal20072009[25,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2425,1]
MATRICEGlobal20072009[26,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2426,1]
MATRICEGlobal20072009[27,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2427,1]
MATRICEGlobal20072009[28,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2428,1]
MATRICEGlobal20072009[29,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2429,1]
MATRICEGlobal20072009[30,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2430,1]
MATRICEGlobal20072009[31,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2431,1]
MATRICEGlobal20072009[32,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2432,1]
MATRICEGlobal20072009[33,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2433,1]
MATRICEGlobal20072009[34,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2434,1]
MATRICEGlobal20072009[35,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2435,1]
MATRICEGlobal20072009[36,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2436,1]
MATRICEGlobal20072009[37,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2437,1]
MATRICEGlobal20072009[38,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2438,1]
MATRICEGlobal20072009[39,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2439,1]
MATRICEGlobal20072009[40,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2440,1]
MATRICEGlobal20072009[i,41]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2399+i,1]
}
for (i in 43:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2461,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2462,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2463,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2464,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2465,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2466,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2467,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2468,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2469,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2470,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2471,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[12,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2472,1]
MATRICEGlobal20072009[13,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2473,1]
MATRICEGlobal20072009[14,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2474,1]
MATRICEGlobal20072009[15,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2475,1]
MATRICEGlobal20072009[16,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2476,1]
MATRICEGlobal20072009[17,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2477,1]
MATRICEGlobal20072009[18,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2478,1]
MATRICEGlobal20072009[19,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2479,1]
MATRICEGlobal20072009[20,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2480,1]
MATRICEGlobal20072009[21,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2481,1]
MATRICEGlobal20072009[22,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2482,1]
MATRICEGlobal20072009[23,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2483,1]
MATRICEGlobal20072009[24,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2484,1]
MATRICEGlobal20072009[25,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2485,1]
MATRICEGlobal20072009[26,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2486,1]
MATRICEGlobal20072009[27,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2487,1]
MATRICEGlobal20072009[28,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2488,1]
MATRICEGlobal20072009[29,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2489,1]
MATRICEGlobal20072009[30,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2490,1]
MATRICEGlobal20072009[31,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2491,1]
MATRICEGlobal20072009[32,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2492,1]
MATRICEGlobal20072009[33,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2493,1]
MATRICEGlobal20072009[34,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2494,1]
MATRICEGlobal20072009[35,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2495,1]
MATRICEGlobal20072009[36,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2496,1]
MATRICEGlobal20072009[37,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2497,1]
MATRICEGlobal20072009[38,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2498,1]
MATRICEGlobal20072009[39,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2499,1]
MATRICEGlobal20072009[40,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2500,1]
MATRICEGlobal20072009[41,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2501,1]
MATRICEGlobal20072009[i,42]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2459+i,1]
}
for (i in 44:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2521,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2522,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2523,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2524,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2525,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2526,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2527,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[8,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2528,1]
MATRICEGlobal20072009[9,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2529,1]
MATRICEGlobal20072009[10,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2530,1]
MATRICEGlobal20072009[11,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2531,1]
MATRICEGlobal20072009[12,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2532,1]
MATRICEGlobal20072009[13,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2533,1]
MATRICEGlobal20072009[14,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2534,1]
MATRICEGlobal20072009[15,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2535,1]
MATRICEGlobal20072009[16,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2536,1]
MATRICEGlobal20072009[17,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2537,1]
MATRICEGlobal20072009[18,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2538,1]
MATRICEGlobal20072009[19,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2539,1]
MATRICEGlobal20072009[20,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2540,1]
MATRICEGlobal20072009[21,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2541,1]
MATRICEGlobal20072009[22,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2542,1]
MATRICEGlobal20072009[23,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2543,1]
MATRICEGlobal20072009[24,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2544,1]
MATRICEGlobal20072009[25,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2545,1]
MATRICEGlobal20072009[26,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2546,1]
MATRICEGlobal20072009[27,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2547,1]
MATRICEGlobal20072009[28,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2548,1]
MATRICEGlobal20072009[29,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2549,1]
MATRICEGlobal20072009[30,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2550,1]
MATRICEGlobal20072009[31,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2551,1]
MATRICEGlobal20072009[32,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2552,1]
MATRICEGlobal20072009[33,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2553,1]
MATRICEGlobal20072009[34,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2554,1]
MATRICEGlobal20072009[35,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2555,1]
MATRICEGlobal20072009[36,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2556,1]
MATRICEGlobal20072009[37,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2557,1]
MATRICEGlobal20072009[38,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2558,1]
MATRICEGlobal20072009[39,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2559,1]
MATRICEGlobal20072009[40,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2560,1]
MATRICEGlobal20072009[41,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2561,1]
MATRICEGlobal20072009[42,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2562,1]
MATRICEGlobal20072009[i,43]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2519+i,1]
}
for (i in 45:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,44]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2581,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,44]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2582,1]

```

[illegible]

```

MATRICEGlobal20072009[i,44]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2579+i,1]
}
for (i in 46:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2641,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2642,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2643,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2644,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2645,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2646,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2647,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2648,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2649,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2650,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2651,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2652,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2653,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2654,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2655,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2656,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2657,1]
  MATRICEGlobal20072009[18,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2658,1]
  MATRICEGlobal20072009[19,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2659,1]
  MATRICEGlobal20072009[20,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2660,1]
  MATRICEGlobal20072009[21,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2661,1]
  MATRICEGlobal20072009[22,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2662,1]
  MATRICEGlobal20072009[23,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2663,1]
  MATRICEGlobal20072009[24,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2664,1]
  MATRICEGlobal20072009[25,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2665,1]
  MATRICEGlobal20072009[26,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2666,1]
  MATRICEGlobal20072009[27,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2667,1]
  MATRICEGlobal20072009[28,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2668,1]
  MATRICEGlobal20072009[29,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2669,1]
  MATRICEGlobal20072009[30,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2670,1]
  MATRICEGlobal20072009[31,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2671,1]
  MATRICEGlobal20072009[32,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2672,1]
  MATRICEGlobal20072009[33,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2673,1]
  MATRICEGlobal20072009[34,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2674,1]
  MATRICEGlobal20072009[35,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2675,1]
  MATRICEGlobal20072009[36,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2676,1]
  MATRICEGlobal20072009[37,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2677,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[38,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2678,1]
MATRICEGlobal20072009[39,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2679,1]
MATRICEGlobal20072009[40,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2680,1]
MATRICEGlobal20072009[41,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2681,1]
MATRICEGlobal20072009[42,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2682,1]
MATRICEGlobal20072009[43,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2683,1]
MATRICEGlobal20072009[44,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2684,1]
MATRICEGlobal20072009[i,45]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2639+i,1]
}
for (i in 47:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2701,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2702,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2703,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2704,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2705,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2706,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2707,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2708,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2709,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2710,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2711,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2712,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2713,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2714,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2715,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2716,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2717,1]
  MATRICEGlobal20072009[18,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2718,1]
  MATRICEGlobal20072009[19,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2719,1]
  MATRICEGlobal20072009[20,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2720,1]
  MATRICEGlobal20072009[21,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2721,1]
  MATRICEGlobal20072009[22,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2722,1]
  MATRICEGlobal20072009[23,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2723,1]
  MATRICEGlobal20072009[24,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2724,1]
  MATRICEGlobal20072009[25,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2725,1]
  MATRICEGlobal20072009[26,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2726,1]
  MATRICEGlobal20072009[27,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2727,1]
  MATRICEGlobal20072009[28,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2728,1]
  MATRICEGlobal20072009[29,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2729,1]
  MATRICEGlobal20072009[30,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2730,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[31,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2731,1]
MATRICEGlobal20072009[32,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2732,1]
MATRICEGlobal20072009[33,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2733,1]
MATRICEGlobal20072009[34,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2734,1]
MATRICEGlobal20072009[35,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2735,1]
MATRICEGlobal20072009[36,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2736,1]
MATRICEGlobal20072009[37,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2737,1]
MATRICEGlobal20072009[38,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2738,1]
MATRICEGlobal20072009[39,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2739,1]
MATRICEGlobal20072009[40,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2740,1]
MATRICEGlobal20072009[41,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2741,1]
MATRICEGlobal20072009[42,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2742,1]
MATRICEGlobal20072009[43,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2743,1]
MATRICEGlobal20072009[44,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2744,1]
MATRICEGlobal20072009[45,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2745,1]
MATRICEGlobal20072009[i,46]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2699+i,1]
}
for (i in 48:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2761,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2762,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2763,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2764,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2765,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2766,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2767,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2768,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2769,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2770,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2771,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2772,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2773,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2774,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2775,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2776,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2777,1]
  MATRICEGlobal20072009[18,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2778,1]
  MATRICEGlobal20072009[19,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2779,1]
  MATRICEGlobal20072009[20,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2780,1]
  MATRICEGlobal20072009[21,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2781,1]
  MATRICEGlobal20072009[22,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2782,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[23,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2783,1]
MATRICEGlobal20072009[24,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2784,1]
MATRICEGlobal20072009[25,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2785,1]
MATRICEGlobal20072009[26,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2786,1]
MATRICEGlobal20072009[27,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2787,1]
MATRICEGlobal20072009[28,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2788,1]
MATRICEGlobal20072009[29,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2789,1]
MATRICEGlobal20072009[30,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2790,1]
MATRICEGlobal20072009[31,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2791,1]
MATRICEGlobal20072009[32,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2792,1]
MATRICEGlobal20072009[33,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2793,1]
MATRICEGlobal20072009[34,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2794,1]
MATRICEGlobal20072009[35,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2795,1]
MATRICEGlobal20072009[36,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2796,1]
MATRICEGlobal20072009[37,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2797,1]
MATRICEGlobal20072009[38,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2798,1]
MATRICEGlobal20072009[39,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2799,1]
MATRICEGlobal20072009[40,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2800,1]
MATRICEGlobal20072009[41,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2801,1]
MATRICEGlobal20072009[42,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2802,1]
MATRICEGlobal20072009[43,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2803,1]
MATRICEGlobal20072009[44,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2804,1]
MATRICEGlobal20072009[45,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2805,1]
MATRICEGlobal20072009[46,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2806,1]
MATRICEGlobal20072009[i,47]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2759+i,1]
}
for (i in 49:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2821,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2822,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2823,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2824,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2825,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2826,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2827,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2828,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2829,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2830,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2831,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2832,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2833,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[14,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2834,1]
MATRICEGlobal20072009[15,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2835,1]
MATRICEGlobal20072009[16,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2836,1]
MATRICEGlobal20072009[17,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2837,1]
MATRICEGlobal20072009[18,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2838,1]
MATRICEGlobal20072009[19,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2839,1]
MATRICEGlobal20072009[20,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2840,1]
MATRICEGlobal20072009[21,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2841,1]
MATRICEGlobal20072009[22,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2842,1]
MATRICEGlobal20072009[23,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2843,1]
MATRICEGlobal20072009[24,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2844,1]
MATRICEGlobal20072009[25,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2845,1]
MATRICEGlobal20072009[26,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2846,1]
MATRICEGlobal20072009[27,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2847,1]
MATRICEGlobal20072009[28,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2848,1]
MATRICEGlobal20072009[29,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2849,1]
MATRICEGlobal20072009[30,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2850,1]
MATRICEGlobal20072009[31,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2851,1]
MATRICEGlobal20072009[32,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2852,1]
MATRICEGlobal20072009[33,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2853,1]
MATRICEGlobal20072009[34,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2854,1]
MATRICEGlobal20072009[35,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2855,1]
MATRICEGlobal20072009[36,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2856,1]
MATRICEGlobal20072009[37,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2857,1]
MATRICEGlobal20072009[38,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2858,1]
MATRICEGlobal20072009[39,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2859,1]
MATRICEGlobal20072009[40,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2860,1]
MATRICEGlobal20072009[41,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2861,1]
MATRICEGlobal20072009[42,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2862,1]
MATRICEGlobal20072009[43,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2863,1]
MATRICEGlobal20072009[44,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2864,1]
MATRICEGlobal20072009[45,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2865,1]
MATRICEGlobal20072009[46,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2866,1]
MATRICEGlobal20072009[47,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2867,1]
MATRICEGlobal20072009[i,48]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2819+i,1]
}
for (i in 50:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,49]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2881,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,49]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2882,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,49]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2883,1]

```

[illegible]

```

MATRICEGlobal20072009[45,49]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2925,1]
MATRICEGlobal20072009[46,49]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2926,1]
MATRICEGlobal20072009[47,49]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2927,1]
MATRICEGlobal20072009[48,49]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2928,1]
MATRICEGlobal20072009[i,49]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2879+i,1]
}
for (i in 51:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2941,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2942,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2943,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2944,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2945,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2946,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2947,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2948,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2949,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2950,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2951,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2952,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2953,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2954,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2955,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2956,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2957,1]
  MATRICEGlobal20072009[18,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2958,1]
  MATRICEGlobal20072009[19,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2959,1]
  MATRICEGlobal20072009[20,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2960,1]
  MATRICEGlobal20072009[21,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2961,1]
  MATRICEGlobal20072009[22,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2962,1]
  MATRICEGlobal20072009[23,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2963,1]
  MATRICEGlobal20072009[24,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2964,1]
  MATRICEGlobal20072009[25,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2965,1]
  MATRICEGlobal20072009[26,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2966,1]
  MATRICEGlobal20072009[27,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2967,1]
  MATRICEGlobal20072009[28,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2968,1]
  MATRICEGlobal20072009[29,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2969,1]
  MATRICEGlobal20072009[30,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2970,1]
  MATRICEGlobal20072009[31,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2971,1]
  MATRICEGlobal20072009[32,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2972,1]
  MATRICEGlobal20072009[33,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2973,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[34,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2974,1]
MATRICEGlobal20072009[35,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2975,1]
MATRICEGlobal20072009[36,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2976,1]
MATRICEGlobal20072009[37,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2977,1]
MATRICEGlobal20072009[38,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2978,1]
MATRICEGlobal20072009[39,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2979,1]
MATRICEGlobal20072009[40,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2980,1]
MATRICEGlobal20072009[41,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2981,1]
MATRICEGlobal20072009[42,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2982,1]
MATRICEGlobal20072009[43,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2983,1]
MATRICEGlobal20072009[44,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2984,1]
MATRICEGlobal20072009[45,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2985,1]
MATRICEGlobal20072009[46,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2986,1]
MATRICEGlobal20072009[47,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2987,1]
MATRICEGlobal20072009[48,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2988,1]
MATRICEGlobal20072009[49,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2989,1]
MATRICEGlobal20072009[i,50]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2939+i,1]
}
for (i in 52:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3001,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3002,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3003,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3004,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3005,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3006,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3007,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3008,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3009,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3010,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3011,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3012,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3013,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3014,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3015,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3016,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3017,1]
  MATRICEGlobal20072009[18,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3018,1]
  MATRICEGlobal20072009[19,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3019,1]
  MATRICEGlobal20072009[20,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3020,1]
  MATRICEGlobal20072009[21,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3021,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[22,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3022,1]
MATRICEGlobal20072009[23,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3023,1]
MATRICEGlobal20072009[24,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3024,1]
MATRICEGlobal20072009[25,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3025,1]
MATRICEGlobal20072009[26,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3026,1]
MATRICEGlobal20072009[27,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3027,1]
MATRICEGlobal20072009[28,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3028,1]
MATRICEGlobal20072009[29,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3029,1]
MATRICEGlobal20072009[30,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3030,1]
MATRICEGlobal20072009[31,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3031,1]
MATRICEGlobal20072009[32,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3032,1]
MATRICEGlobal20072009[33,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3033,1]
MATRICEGlobal20072009[34,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3034,1]
MATRICEGlobal20072009[35,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3035,1]
MATRICEGlobal20072009[36,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3036,1]
MATRICEGlobal20072009[37,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3037,1]
MATRICEGlobal20072009[38,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3038,1]
MATRICEGlobal20072009[39,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3039,1]
MATRICEGlobal20072009[40,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3040,1]
MATRICEGlobal20072009[41,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3041,1]
MATRICEGlobal20072009[42,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3042,1]
MATRICEGlobal20072009[43,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3043,1]
MATRICEGlobal20072009[44,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3044,1]
MATRICEGlobal20072009[45,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3045,1]
MATRICEGlobal20072009[46,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3046,1]
MATRICEGlobal20072009[47,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3047,1]
MATRICEGlobal20072009[48,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3048,1]
MATRICEGlobal20072009[49,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3049,1]
MATRICEGlobal20072009[50,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3050,1]
MATRICEGlobal20072009[i,51]<-vecteurbinaireGlobal20072009[2999+i,1]
}
for (i in 53:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,52]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3061,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,52]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3062,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,52]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3063,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,52]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3064,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,52]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3065,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,52]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3066,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,52]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3067,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,52]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3068,1]

```

[illegible]

```

MATRICEGlobal20072009[50,52]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3110,1]
MATRICEGlobal20072009[51,52]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3111,1]
MATRICEGlobal20072009[i,52]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3059+i,1]
}
for (i in 54:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3121,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3122,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3123,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3124,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3125,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3126,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3127,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3128,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3129,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3130,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3131,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3132,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3133,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3134,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3135,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3136,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3137,1]
  MATRICEGlobal20072009[18,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3138,1]
  MATRICEGlobal20072009[19,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3139,1]
  MATRICEGlobal20072009[20,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3140,1]
  MATRICEGlobal20072009[21,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3141,1]
  MATRICEGlobal20072009[22,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3142,1]
  MATRICEGlobal20072009[23,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3143,1]
  MATRICEGlobal20072009[24,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3144,1]
  MATRICEGlobal20072009[25,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3145,1]
  MATRICEGlobal20072009[26,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3146,1]
  MATRICEGlobal20072009[27,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3147,1]
  MATRICEGlobal20072009[28,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3148,1]
  MATRICEGlobal20072009[29,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3149,1]
  MATRICEGlobal20072009[30,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3150,1]
  MATRICEGlobal20072009[31,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3151,1]
  MATRICEGlobal20072009[32,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3152,1]
  MATRICEGlobal20072009[33,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3153,1]
  MATRICEGlobal20072009[34,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3154,1]
  MATRICEGlobal20072009[35,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3155,1]
}

```

```

MATRICEGlobal20072009[36,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3156,1]
MATRICEGlobal20072009[37,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3157,1]
MATRICEGlobal20072009[38,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3158,1]
MATRICEGlobal20072009[39,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3159,1]
MATRICEGlobal20072009[40,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3160,1]
MATRICEGlobal20072009[41,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3161,1]
MATRICEGlobal20072009[42,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3162,1]
MATRICEGlobal20072009[43,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3163,1]
MATRICEGlobal20072009[44,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3164,1]
MATRICEGlobal20072009[45,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3165,1]
MATRICEGlobal20072009[46,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3166,1]
MATRICEGlobal20072009[47,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3167,1]
MATRICEGlobal20072009[48,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3168,1]
MATRICEGlobal20072009[49,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3169,1]
MATRICEGlobal20072009[50,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3170,1]
MATRICEGlobal20072009[51,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3171,1]
MATRICEGlobal20072009[52,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3172,1]
MATRICEGlobal20072009[i,53]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3119+i,1]
}
for (i in 55:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3181,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3182,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3183,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3184,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3185,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3186,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3187,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3188,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3189,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3190,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3191,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3192,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3193,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3194,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3195,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3196,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3197,1]
  MATRICEGlobal20072009[18,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3198,1]
  MATRICEGlobal20072009[19,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3199,1]
  MATRICEGlobal20072009[20,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3200,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[21,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3201,1]
MATRICEGlobal20072009[22,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3202,1]
MATRICEGlobal20072009[23,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3203,1]
MATRICEGlobal20072009[24,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3204,1]
MATRICEGlobal20072009[25,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3205,1]
MATRICEGlobal20072009[26,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3206,1]
MATRICEGlobal20072009[27,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3207,1]
MATRICEGlobal20072009[28,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3208,1]
MATRICEGlobal20072009[29,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3209,1]
MATRICEGlobal20072009[30,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3210,1]
MATRICEGlobal20072009[31,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3211,1]
MATRICEGlobal20072009[32,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3212,1]
MATRICEGlobal20072009[33,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3213,1]
MATRICEGlobal20072009[34,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3214,1]
MATRICEGlobal20072009[35,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3215,1]
MATRICEGlobal20072009[36,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3216,1]
MATRICEGlobal20072009[37,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3217,1]
MATRICEGlobal20072009[38,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3218,1]
MATRICEGlobal20072009[39,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3219,1]
MATRICEGlobal20072009[40,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3220,1]
MATRICEGlobal20072009[41,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3221,1]
MATRICEGlobal20072009[42,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3222,1]
MATRICEGlobal20072009[43,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3223,1]
MATRICEGlobal20072009[44,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3224,1]
MATRICEGlobal20072009[45,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3225,1]
MATRICEGlobal20072009[46,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3226,1]
MATRICEGlobal20072009[47,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3227,1]
MATRICEGlobal20072009[48,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3228,1]
MATRICEGlobal20072009[49,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3229,1]
MATRICEGlobal20072009[50,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3230,1]
MATRICEGlobal20072009[51,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3231,1]
MATRICEGlobal20072009[52,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3232,1]
MATRICEGlobal20072009[53,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3233,1]
MATRICEGlobal20072009[i,54]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3179+i,1]
}
for (i in 56:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,55]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3241,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,55]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3242,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,55]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3243,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,55]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3244,1]

```

[illegible]

```

MATRICEGlobal20072009[46,55]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3286,1]
MATRICEGlobal20072009[47,55]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3287,1]
MATRICEGlobal20072009[48,55]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3288,1]
MATRICEGlobal20072009[49,55]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3289,1]
MATRICEGlobal20072009[50,55]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3290,1]
MATRICEGlobal20072009[51,55]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3291,1]
MATRICEGlobal20072009[52,55]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3292,1]
MATRICEGlobal20072009[53,55]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3293,1]
MATRICEGlobal20072009[54,55]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3294,1]
MATRICEGlobal20072009[i,55]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3239+i,1]
}
for (i in 57:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3301,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3302,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3303,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3304,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3305,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3306,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3307,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3308,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3309,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3310,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3311,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3312,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3313,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3314,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3315,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3316,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3317,1]
  MATRICEGlobal20072009[18,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3318,1]
  MATRICEGlobal20072009[19,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3319,1]
  MATRICEGlobal20072009[20,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3320,1]
  MATRICEGlobal20072009[21,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3321,1]
  MATRICEGlobal20072009[22,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3322,1]
  MATRICEGlobal20072009[23,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3323,1]
  MATRICEGlobal20072009[24,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3324,1]
  MATRICEGlobal20072009[25,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3325,1]
  MATRICEGlobal20072009[26,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3326,1]
  MATRICEGlobal20072009[27,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3327,1]
  MATRICEGlobal20072009[28,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3328,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[29,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3329,1]
MATRICEGlobal20072009[30,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3330,1]
MATRICEGlobal20072009[31,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3331,1]
MATRICEGlobal20072009[32,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3332,1]
MATRICEGlobal20072009[33,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3333,1]
MATRICEGlobal20072009[34,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3334,1]
MATRICEGlobal20072009[35,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3335,1]
MATRICEGlobal20072009[36,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3336,1]
MATRICEGlobal20072009[37,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3337,1]
MATRICEGlobal20072009[38,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3338,1]
MATRICEGlobal20072009[39,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3339,1]
MATRICEGlobal20072009[40,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3340,1]
MATRICEGlobal20072009[41,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3341,1]
MATRICEGlobal20072009[42,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3342,1]
MATRICEGlobal20072009[43,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3343,1]
MATRICEGlobal20072009[44,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3344,1]
MATRICEGlobal20072009[45,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3345,1]
MATRICEGlobal20072009[46,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3346,1]
MATRICEGlobal20072009[47,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3347,1]
MATRICEGlobal20072009[48,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3348,1]
MATRICEGlobal20072009[49,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3349,1]
MATRICEGlobal20072009[50,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3350,1]
MATRICEGlobal20072009[51,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3351,1]
MATRICEGlobal20072009[52,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3352,1]
MATRICEGlobal20072009[53,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3353,1]
MATRICEGlobal20072009[54,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3354,1]
MATRICEGlobal20072009[55,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3355,1]
MATRICEGlobal20072009[i,56]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3299+i,1]
}
for (i in 58:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,57]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3361,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,57]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3362,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,57]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3363,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,57]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3364,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,57]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3365,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,57]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3366,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,57]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3367,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,57]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3368,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,57]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3369,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,57]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3370,1]

```

[illegible]

```

MATRICEGlobal20072009[52,57]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3412,1]
MATRICEGlobal20072009[53,57]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3413,1]
MATRICEGlobal20072009[54,57]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3414,1]
MATRICEGlobal20072009[55,57]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3415,1]
MATRICEGlobal20072009[56,57]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3416,1]
MATRICEGlobal20072009[i,57]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3359+i,1]
}
for (i in 59:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3421,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3422,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3423,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3424,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3425,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3426,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3427,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3428,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3429,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3430,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3431,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3432,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3433,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3434,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3435,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3436,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3437,1]
  MATRICEGlobal20072009[18,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3438,1]
  MATRICEGlobal20072009[19,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3439,1]
  MATRICEGlobal20072009[20,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3440,1]
  MATRICEGlobal20072009[21,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3441,1]
  MATRICEGlobal20072009[22,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3442,1]
  MATRICEGlobal20072009[23,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3443,1]
  MATRICEGlobal20072009[24,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3444,1]
  MATRICEGlobal20072009[25,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3445,1]
  MATRICEGlobal20072009[26,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3446,1]
  MATRICEGlobal20072009[27,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3447,1]
  MATRICEGlobal20072009[28,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3448,1]
  MATRICEGlobal20072009[29,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3449,1]
  MATRICEGlobal20072009[30,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3450,1]
  MATRICEGlobal20072009[31,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3451,1]
  MATRICEGlobal20072009[32,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3452,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[33,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3453,1]
MATRICEGlobal20072009[34,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3454,1]
MATRICEGlobal20072009[35,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3455,1]
MATRICEGlobal20072009[36,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3456,1]
MATRICEGlobal20072009[37,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3457,1]
MATRICEGlobal20072009[38,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3458,1]
MATRICEGlobal20072009[39,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3459,1]
MATRICEGlobal20072009[40,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3460,1]
MATRICEGlobal20072009[41,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3461,1]
MATRICEGlobal20072009[42,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3462,1]
MATRICEGlobal20072009[43,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3463,1]
MATRICEGlobal20072009[44,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3464,1]
MATRICEGlobal20072009[45,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3465,1]
MATRICEGlobal20072009[46,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3466,1]
MATRICEGlobal20072009[47,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3467,1]
MATRICEGlobal20072009[48,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3468,1]
MATRICEGlobal20072009[49,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3469,1]
MATRICEGlobal20072009[50,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3470,1]
MATRICEGlobal20072009[51,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3471,1]
MATRICEGlobal20072009[52,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3472,1]
MATRICEGlobal20072009[53,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3473,1]
MATRICEGlobal20072009[54,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3474,1]
MATRICEGlobal20072009[55,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3475,1]
MATRICEGlobal20072009[56,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3476,1]
MATRICEGlobal20072009[57,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3477,1]
MATRICEGlobal20072009[i,58]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3419+i,1]
}
for (i in 60:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,59]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3481,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,59]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3482,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,59]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3483,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,59]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3484,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,59]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3485,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,59]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3486,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,59]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3487,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,59]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3488,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,59]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3489,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,59]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3490,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,59]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3491,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,59]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3492,1]

```

[illegible]

```

MATRICEGlobal20072009[54,59]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3534,1]
MATRICEGlobal20072009[55,59]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3535,1]
MATRICEGlobal20072009[56,59]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3536,1]
MATRICEGlobal20072009[57,59]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3537,1]
MATRICEGlobal20072009[58,59]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3538,1]
MATRICEGlobal20072009[i,59]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3479+i,1]
}
for (i in 61:ncol(MATRICEGlobal20072009))
{
  MATRICEGlobal20072009[1,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3541,1]
  MATRICEGlobal20072009[2,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3542,1]
  MATRICEGlobal20072009[3,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3543,1]
  MATRICEGlobal20072009[4,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3544,1]
  MATRICEGlobal20072009[5,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3545,1]
  MATRICEGlobal20072009[6,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3546,1]
  MATRICEGlobal20072009[7,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3547,1]
  MATRICEGlobal20072009[8,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3548,1]
  MATRICEGlobal20072009[9,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3549,1]
  MATRICEGlobal20072009[10,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3550,1]
  MATRICEGlobal20072009[11,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3551,1]
  MATRICEGlobal20072009[12,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3552,1]
  MATRICEGlobal20072009[13,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3553,1]
  MATRICEGlobal20072009[14,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3554,1]
  MATRICEGlobal20072009[15,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3555,1]
  MATRICEGlobal20072009[16,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3556,1]
  MATRICEGlobal20072009[17,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3557,1]
  MATRICEGlobal20072009[18,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3558,1]
  MATRICEGlobal20072009[19,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3559,1]
  MATRICEGlobal20072009[20,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3560,1]
  MATRICEGlobal20072009[21,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3561,1]
  MATRICEGlobal20072009[22,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3562,1]
  MATRICEGlobal20072009[23,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3563,1]
  MATRICEGlobal20072009[24,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3564,1]
  MATRICEGlobal20072009[25,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3565,1]
  MATRICEGlobal20072009[26,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3566,1]
  MATRICEGlobal20072009[27,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3567,1]
  MATRICEGlobal20072009[28,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3568,1]
  MATRICEGlobal20072009[29,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3569,1]
  MATRICEGlobal20072009[30,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3570,1]
  MATRICEGlobal20072009[31,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3571,1]
  MATRICEGlobal20072009[32,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3572,1]

```

```

MATRICEGlobal20072009[33,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3573,1]
MATRICEGlobal20072009[34,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3574,1]
MATRICEGlobal20072009[35,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3575,1]
MATRICEGlobal20072009[36,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3576,1]
MATRICEGlobal20072009[37,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3577,1]
MATRICEGlobal20072009[38,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3578,1]
MATRICEGlobal20072009[39,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3579,1]
MATRICEGlobal20072009[40,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3580,1]
MATRICEGlobal20072009[41,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3581,1]
MATRICEGlobal20072009[42,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3582,1]
MATRICEGlobal20072009[43,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3583,1]
MATRICEGlobal20072009[44,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3584,1]
MATRICEGlobal20072009[45,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3585,1]
MATRICEGlobal20072009[46,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3586,1]
MATRICEGlobal20072009[47,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3587,1]
MATRICEGlobal20072009[48,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3588,1]
MATRICEGlobal20072009[49,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3589,1]
MATRICEGlobal20072009[50,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3590,1]
MATRICEGlobal20072009[51,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3591,1]
MATRICEGlobal20072009[52,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3592,1]
MATRICEGlobal20072009[53,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3593,1]
MATRICEGlobal20072009[54,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3594,1]
MATRICEGlobal20072009[55,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3595,1]
MATRICEGlobal20072009[56,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3596,1]
MATRICEGlobal20072009[57,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3597,1]
MATRICEGlobal20072009[58,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3598,1]
MATRICEGlobal20072009[59,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3599,1]
MATRICEGlobal20072009[i,60]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3539+i,1]
}
for (i in 1:(ncol(MATRICEGlobal20072009)-1))
{
  MATRICEGlobal20072009[i,61]<-vecteurbinaireGlobal20072009[3600+i,1]
}

```

#Grâce à cette matrice d'adjacence on va pouvoir maintenant créer le réseau propre à cette période de notre échantillon temporel

#Création du réseau directionnel en fonction des valeurs présentes dans la matrice d'adjacence

```
NETWORKGlobal20072009<- graph.adjacency(MATRICEGlobal20072009)
```

#Afficher les noeuds du réseau

```
V(NETWORKGlobal20072009)
```

```
#Afficher les liens du réseau
```

```
E(NETWORKGlobal20072009)
```

```
#Procédure afin que la taille des noeuds soit une fonction du niveau de degré global de  
chaque entreprise
```

```
#Une société ayant un niveau de degré total plus élevé aura dès lors un noeud de taille plus  
grande au sein du réseau
```

```
V(NETWORKGlobal20072009)$size = degree(NETWORKGlobal20072009)*0.5
```

```
#Procédure afin que les 31 premiers noeuds soient de couleur VERT. Pour rappel les 31  
premières entreprises sont celles issues de la sphère non-financière
```

```
#Et que les 30 suivantes soient de couleur BLANC.
```

```
V(NETWORKGlobal20072009)[0:31]$color <- "green"
```

```
V(NETWORKGlobal20072009)[32:61]$color <- "white"
```

```
#Ceci me permet de compter le nombre d'arête allant d'une sphère à une autre
```

```
#Ici on compte le nombre de connexion allant de la sphère financière vers la sphère non-  
financière
```

```
nombreconnections1<-as.matrix(E(NETWORKGlobal20072009)[
```

```
V(NETWORKGlobal20072009)[32:61] %->% V(NETWORKGlobal20072009)[0:31] ])
```

```
#Ici on compte le nombre de connexion allant de la sphère non-financière vers la sphère  
financière
```

```
nombreconnections2<-as.matrix(E(NETWORKGlobal20072009)[
```

```
V(NETWORKGlobal20072009)[0:31] %->% V(NETWORKGlobal20072009)[32:61] ])
```

```
#Ici on compte le nombre de connexion allant de la sphère financière vers elle-même
```

```
nombreconnections3<-as.matrix(E(NETWORKGlobal20072009)[
```

```
V(NETWORKGlobal20072009)[32:61] %->% V(NETWORKGlobal20072009)[32:61] ])
```

```
#Ici on compte le nombre de connexion allant de la sphère non-financière vers elle-même
```

```
nombreconnections4<-as.matrix(E(NETWORKGlobal20072009)[
```

```
V(NETWORKGlobal20072009)[0:31] %->% V(NETWORKGlobal20072009)[0:31] ])
```

```
#Nous permet de visualiser la matrice d'adjacence sur R
```

```
get.adjacency(NETWORKGlobal20072009)
```

```
#Ceci nous donne la densité du réseau
```

```
graph.density(NETWORKGlobal20072009)
```

#Ceci nous donne le diamètre du réseau
`diameter(NETWORKGlobal20072009)`

#Ceci nous donne la distance moyenne des différentes arêtes du réseau
`average.path.length(NETWORKGlobal20072009)`

#Ceci nous donne l'arête la plus courte du réseau
`shortest.paths(NETWORKGlobal20072009)`

#Ceci nous donne le nombre de nœuds présent au sein du réseau. Ils doivent être au nombre de 61.
`vcount(NETWORKGlobal20072009)`

#Ceci nous donne le nombre d'arêtes présent au sein du réseau
`ecount(NETWORKGlobal20072009)`

#Cette procédure mesure la centralité des différents noeuds présent au sein du réseau. J'ai de plus demandé à R de me sortir ces données en format .csv pour pouvoir ensuite les manipuler au sein d'Excel.

```
betweenness(NETWORKGlobal20072009)
write.csv(betweenness(NETWORKGlobal20072009), file =
"betweennessNETWORKGlobal20072009lag1.csv")
```

#Ceci me permet de savoir quelles sont les entreprises rattachées au dixième noeud du réseau à savoir, LafargeHolcim dans ce cas-ci
`neighbors(NETWORKGlobal20072009,10)`

#Ceci me permet de savoir si tous les noeuds sont rattachés au réseau. Si c'est le cas, j'aurai une réponse TRUE, sinon, se sera FALSE
`is.connected(NETWORKGlobal20072009)`

#Je demande ici à R de me sortir les degrés propres à chaque entreprise et d'ensuite me les fournir en fichier .csv pour une analyse sur Excel.

```
degree(NETWORKGlobal20072009)
write.csv(degree(NETWORKGlobal20072009), file =
"degreeNETWORKGlobal20072009lag1.csv")
```

#Même procédure mais pour les degrés sortants propres à chaque entreprise.
`degree(NETWORKGlobal20072009,mode="out")`

```
write.csv(degree(NETWORKGlobal20072009,mode="out"), file =
"degreeNETWORKGlobal20072009OUTlag1.csv")
```

#Toujours la même procédure mais pour les degrés entrants propres à chaque entreprise.

```
degree(NETWORKGlobal20072009,mode="in")
write.csv(degree(NETWORKGlobal20072009,mode="in"), file =
"degreeNETWORKGlobal20072009INlag1.csv")
```

#Je demande ici à R de me sortir la distribution des degrés totaux au sein d'un histogramme. En abscisse j'ai les différents niveaux de degrés et en ordonné j'ai le nombre d'entreprises.

```
d.NETWORKGlobal20072009<- as.matrix(degree(NETWORKGlobal20072009))
hist(d.NETWORKGlobal20072009,col="grey",xlab="Degré",ylab="Fréquence",main="Distribu
tion des degrés Système Global 2007-2009")
```

#Même procédure mais cette fois-ci pour les degrés sortants et entrants

```
NETWORKGlobal20072009.out <-as.matrix(degree(NETWORKGlobal20072009,mode="out"))
hist(NETWORKGlobal20072009.out,col="grey",xlab="Degré",ylab="Fréquence",main="Distri
bution des degrés sortants Système Global 2007-2009")
```

```
NETWORKGlobal20072009.in <- as.matrix(degree(NETWORKGlobal20072009,mode="in"))
hist(NETWORKGlobal20072009.in,col="grey",xlab="Degré",ylab="Fréquence",main="Distribu
tion des degrés entrants Système Global 2007-2009")
```

#Représentation graphique du réseau à l'aide de l'algorithme Kamada-Kawai

```
plot(NETWORKGlobal20072009,layout=layout.kamada.kawai,edge.arrow.size=0.1,vertex.lab
el.dist=0.08,vertex.label.cex=0.5, vertex.label.color="blue", edge.color=
"grey",main="Réseau Financier Global 2007-2009")
```

#Section codage propre à l'analyse des communautés au sein de notre réseau

#Je demande ici à R d'appliquer l'algorithme Walktrap.Community à mon réseau obtenu plus haut afin qu'il détecte les possibles communautés

```
wcGlobal20072009 <- walktrap.community(NETWORKGlobal20072009)
```

#Ceci me permet de savoir combien de communautés sont présentes au sein de mon réseau

```
length(wcGlobal20072009)
```

#Ceci me donne la taille des différentes communautés

```
sizes(wcGlobal20072009)
```

#Ceci me donne la Modularité propre au réseau incorporant les communautés

#Vous retrouverez l'explication de celle-ci au sein de mon mémoire

```
modularity(wcGlobal20072009)
```

```
#Ceci me donne les membres propres à chaque communauté
membership(wcGlobal20072009)
```

```
#Je demande ici à R de me donner 2 représentations graphiques du réseau avec les
communautés. J'ai cependant choisi d'inclure seulement la seconde représentation car elle
me semblait plus pertinente en terme d'analyse.
```

```
plot(NETWORKGlobal20072009,vertex.color=membership(wc),edge.arrow.size=0.1,vertex.size=4.5,edge.color="grey",main="Réseau Global Communautés 2007-2009")
```

```
plot(wcGlobal20072009,NETWORKGlobal20072009,edge.arrow.size=0.1,vertex.label.dist=0.08,vertex.label.cex=0.55,vertex.size=4.5,edge.color = c("grey",
"red")[crossing(wcGlobal20072009,NETWORKGlobal20072009) + 1],main="Réseau Global
Communautés 2007-2009")
```

```
#Pour la seconde représentation graphique, j'ai demandé à R qu'il colore les connexions
intra-communautaires en GRIS et les connexions intercommunautaires en ROUGE afin que le
réseau soit plus lisible
```