



HAL
open science

The Role of Production Networks in the Propagation of Shocks Within and Across Countries

Homero Alberto Martinez Garibay

► **To cite this version:**

Homero Alberto Martinez Garibay. The Role of Production Networks in the Propagation of Shocks Within and Across Countries. Economics and Finance. Université Paris sciences et lettres, 2018. English. NNT : 2018PSLED054 . tel-04317027

HAL Id: tel-04317027

<https://theses.hal.science/tel-04317027>

Submitted on 1 Dec 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE DE DOCTORAT

de l'Université de recherche Paris Sciences et Lettres
PSL Research University

Préparée à l'Université Paris-Dauphine

The Role of Production Networks in the Propagation of Sectoral Shocks Within and Across Countries

École Doctorale de Dauphine n°ED 543

Spécialité SCIENCES ÉCONOMIQUES

COMPOSITION DU JURY :

Richard DUTU
Université Paris-Dauphine
Président du jury

Anne EPAULARD
Université Paris-Dauphine
Directrice de thèse

Jean IMBS
École d'Économie de Paris - PSE
Rapporteur

Lise PATUREAU
Université Paris-Dauphine
Membre du jury

Aude POMMERET
Univ. de Savoie et Univ. de Lausanne
Membre du jury

Thepthida SOPRASEUTH
Université Cergy-Pontoise
Rapporteuse

Soutenue le 30.11.2018
par Homero MARTINEZ

Dirigée par **Anne EPAULARD**

L'Université Paris-Dauphine n'entend donner aucune approbation ni improbation aux opinions émises dans les thèses ; ces opinions doivent être considérées comme propres à leurs auteurs.

Remerciements

Je tiens, tout d'abord, à remercier à ma directrice de thèse, Anne Epaulard qui m'a guidé, encouragé et permis d'évoluer scientifiquement et professionnellement tout le long de cette thèse. Je la remercie en particulier chaleureusement pour son encadrement, qui a débuté à partir de mon Master 2 où j'ai eu l'opportunité de commencer à développer le sujet de cette thèse, un sujet qui pour moi, a toujours été aussi aussi stimulant que passionnant. Pour tout le temps et le travail que tu as consacré à mon égard, merci Anne.

Je voudrais également remercier tous les membres de mon jury. Tout d'abord un grand merci à mes rapporteurs, Thepthida Sopraseuth et Jean Imbs pour leurs commentaires lors de la pré-soutenance. Je remercie aussi chaleureusement Lise Patureau, Aude Pommeret et Richard Dutu qui ont accepté d'être membres de mon jury, de lire mon travail et d'y apporter leurs éclairages. D'autres membres du LEDa ont aussi contribué à l'aboutissement de ce travail. Je voudrais remercier en particulier Gauthier Vermandel et Kevin Beaubrun pour leurs remarques, commentaires et appuis scientifiques. Je remercie aussi Eve Caroli et Bertrand Villeneuve d'avoir facilité le bon déroulement de ces années de doctorat à Dauphine.

Merci aussi à celles et à ceux qui directement ou indirectement ont partagé avec moi, cette expérience à l'université de Dauphine. En particulier, je remercie la belle communauté des doctorants de Dauphine qui m'a accueilli, et dont je garderai des belles amitiés et des souvenirs précieux.

À partir d'ici je continue avec la « langue de Cervantes ».

El mas entrañable de los agradecimientos va sin duda dirigido a mis padres, Bertha y Homero. Por ser los pilares, el ejemplo e inspiración en cada etapa de mi vida. A mis hermanos, Gisela y Sergio, quienes me han apoyado desde que comencé mi aventura en el

REMERCIEMENTS

extranjero hace ya diez años. A Elodie, por su luz y cariño, su paciencia y aliento a lo largo de toda esta experiencia. A mis amigos de toda la vida que siguieron de lejos esta aventura (Monterrey), y a mis amigos de toda la vida a quienes les tocó seguirla de cerca (París). A todos ustedes, Gracias Totales.

Homero

Résumé en Français

Problématique Générale

En mai 2017 le grand constructeur d'automobiles BMW a dû arrêter sa production dans trois de ses usines. Un de ses fournisseur, Bosch, s'est retrouvé dans l'impossibilité d'assurer la livraison des pièces. La semaine d'après, Bosch décida d'absorber son sous-traitant pour ainsi assurer les commandes de BMW. Cette situation n'est pas inédite. Lors de la crise financière de 2008, le PDG de Bosch a déclaré que la compagnie était prête à aider certains de ses fournisseurs qui rencontreraient des difficultés financières, mais qu'il serait néanmoins impossible d'absorber la totalité de la chaîne de valeur. Cette situation exemplifie deux des caractéristiques des économies modernes, où la grande majorité de secteurs sous-traitent une partie (parfois non négligeable) de la chaîne de production. D'une part, les unités productives deviennent de plus en plus interdépendantes, donnant comme résultat que des firmes de la taille de BMW soient désormais davantage soumises à des perturbations subies par les fournisseurs de leurs des fournisseurs. D'autre part, même si cette situation semble être propre de la façon de produire "just-in-time" qui caractérise la filière automobile, cette situation met en lumière que certains fournisseurs peuvent avoir une forte influence sur ses clients lorsque ces derniers développent une forte dépendance technologique.

Ces dépendances sont-elles susceptibles d'affecter la façon dont les perturbations se propagent au niveau agrégé? Est-il envisageable qu'une économie développe en son sein une forte dépendance à certains inputs au point de voir émerger des secteurs fournisseurs ayant une importance clé (on peut penser à la fourniture d'électricité ou à la production de services bancaires)? La dynamique de l'économie agrégée peut-elle être particulièrement sensible aux perturbations subis par certains secteurs fournisseurs? Une littérature théorique récente fondée par le travail d'Acemoglu, Carvalho, Ozdaglar, and Tahbaz-Salehi (2012) prédit que oui : lorsque les réseaux d'inputs intermédiaires sont dominés par un groupe réduit de fournisseurs, la propagation des chocs au sein d'une économie est conséquente, et la dynamique de la production agrégée devient sensible aux aléas micro-économiques; c'est à dire, aux chocs subis par des firmes ou des secteurs. Cette thèse cherche à tester empiriquement et à élargir les applications de cette branche majoritairement théorique de la macroéconomie.

L'idée que la structure des réseaux d'inputs puisse déterminer la propagation des chocs émerge au sein d'une littérature classique en macroéconomie cherchant à comprendre le potentiel origine microéconomique des fluctuations agrégées. D'après cette littérature, la façon dont les liens intersectoriels sont organisés au sein d'une économie détermine si les

chocs idiosyncratiques se dissipent, ou au contraire, persistent et sont amplifiés au point d'affecter la dynamique de la production agrégée. Cette thèse a pour premier but de contribuer empiriquement à cette littérature théorique.

Nous allons au-delà des concepts déjà présentés par cette littérature en démontrant que l'étude de la structure en réseau des marchés internationaux d'intrants permet aussi d'étudier la propagation de chocs entre pays. Nous proposons une nouvelle façon d'étudier un mécanisme de contagion international bien connu: les chaînes internationales de valeur. Trois questions guident notre discussion: Est-ce que les économies industrialisées présentent-elles une structure en réseau susceptible d'amplifier les chocs idiosyncratiques? Est-t-il possible de lier empiriquement la structure en réseau des marchés intersectoriels à la force de propagation des chocs? Est-ce que la structure en réseaux des marchés internationaux d'intrants peut aider à expliquer la propagation des chocs entre pays, et ainsi la synchronisation internationale des cycles économiques entre pays? L'hypothèse centrale explorée par cette thèse est que la structure en réseau des marchés inter-sectoriels détermine la propagation domestique et internationale des chocs sectoriels.

Chapitre I

Les économies industrialisées présentent-elles une structure en réseau susceptible d'amplifier les chocs sectoriels?

Ce chapitre vise à étudier de près la structure des réseaux inter-sectoriels d'un ensemble d'économies. Le but étant de savoir si les économies industrialisées pourraient avoir un mécanisme de propagation interne capable de permettre aux chocs sectoriels d'affecter la volatilité agrégée. Pour ce faire, nous utilisons des indicateurs extraits de la théorie des réseaux qui ont été mise en avant récemment en macroéconomie comme étant capables de refléter le degré de sensibilité d'une économie aux chocs sectoriels. Nous présentons d'abord les bases théoriques liées à l'utilisation de ces indicateurs et nous les utilisons par la suite pour étudier empiriquement la structure d'un ensemble d'économies. Le but de ce chapitre est ainsi de calculer le niveau potentiel d'exposition d'une économie aux chocs non agrégés.

Littérature

Les fluctuations des économies observées au niveau agrégé ont-elles pour origine des chocs microéconomiques, c'est à dire, des chocs subis par des firmes ou secteurs? Cette question

continue à interpellier les macroéconomistes dont les discussions contemporaines font souvent référence à Lucas (1977). En évoquant le principe de la loi des grands nombres, Lucas explique qu'aucune entité microéconomique n'aurait la capacité d'influencer le cycle, puisque les chocs idiosyncratiques tendent à se compenser les uns avec les autres. Cette vue a depuis été remise en question. On peut classer en deux groupes, les contributions théoriques et empiriques étudiant la pertinence de l'argument de diversification de Lucas. Un premier groupe, relativement récent, étudie le rôle des grandes firmes dans le cycle économique; le second, de tradition plus ancienne, étudie le cycle d'affaires en se basant sur des modèles multi-sectoriels.

Le présent chapitre, comme le reste de cette thèse, s'inscrit dans la lignée des travaux visant à étudier l'origine non-agrégée des fluctuations agrégées basé sur des modèles multi-sectoriels. Cette dernière littérature est basée en grande partie sur le travail de LongPlosser1983, lequel est l'un des premiers à démontrer qu'une économie multi-sectorielle permettait aux chocs sectoriels de reproduire certains aspects de cycles des affaires au niveau agrégé, tel qu'une corrélation des séries de prix et de production entre secteurs, ainsi que la persistance inter-temporelle des chocs.

Ce chapitre est basé en particulier sur une sous-branche de la littérature des cycles réels à modèles multi-sectoriels, dans laquelle en faisant abstraction des chocs agrégés, le but est d'étudier sous quelles circonstances certains secteurs pourraient individuellement avoir une influence sur la dynamique du PIB. L'argument central derrière cette littérature souligne que les interactions du type input-output non seulement génèrent un co-mouvement entre secteurs, mais surtout que l'organisation des liens technologiques conditionne la force de propagation des chocs idiosyncratiques dans l'économie.

Un papier clé dans l'exploration micro des fluctuations macro est celui d'Acemoglu et al. (2012), où les auteurs parviennent à démontrer théoriquement (et non sur la base de simulations comme une grande partie de la littérature) que la capacité de chocs sectoriels à affecter le cycle est conditionnée par la structure du réseau inter-sectoriel. Acemoglu et al. (2012) démontrent plus précisément que la vitesse à laquelle les chocs sectoriels se dissipent est déterminée par la distribution de l'influence des secteurs en tant que fournisseurs (directs et/ou indirects) de biens intermédiaires. Lorsque le niveau d'influence est distribué de façon très hétérogène (ou *asymétrique*); par exemple lorsque l'économie est dépendante d'un petit nombre de fournisseurs clés, le réseau inter-sectoriel amplifie les chocs sectoriels et génère des effets en cascade pouvant par la suite affecter la dynamique du PIB. Acemoglu et ses coauteurs théorisent ainsi l'origine microéconomique des fluctuations agrégées des économies

multi-sectorielles. Ils fournissent aussi un élément central pour l'analyse empirique : plutôt que d'avoir à travailler avec l'entière du réseau (ce qui oblige à recourir à des simulations), la capacité du réseau à propager et amplifier les chocs peut se résumer à une seule caractéristique, son *asymétrie*. Nous cherchons à répliquer l'application empirique mise en place par Acemoglu et al. (2012), laquelle a pour but de quantifier le degré d'exposition théorique d'une économie aux chocs subis par ses fournisseurs clés. C'est à dire, nous chercherons à calculer le degré d'*asymétrie* des réseaux de production intersectoriels d'un ensemble d'économies industrialisées et émergentes.

Méthodologie

Pour évaluer si les économies possèdent un mécanisme de propagation interne permettant aux chocs sectoriels d'affecter la production agrégée, nous répliquons l'application empirique mise en place par le travail théorique d'Acemoglu et al. (2012). Dans un premier temps, nous exposons en détail le modèle à cycles réels proposé par Acemoglu et ses coauteurs. Le but étant de mettre en avant le lien théorique entre la structure des réseaux intersectoriels – en particulier, leur degré d'asymétrie – et les fluctuations agrégées. Dans un deuxième temps, en utilisant information des tableaux d'entrées-sorties nous étudions le mécanisme de propagation interne des économie tout en étudiant son évolution dans le temps. Nous nous intéressons en particulier au calcul du degré d'asymétrie observée dans un ensemble d'économies industrialisées.

Le modèle théorique

On considère une économie dont la production agrégée est issue de n secteurs, chaque secteur étant composé d'une firme représentative. Dans cette économie, la production de chaque secteur i peut être allouée à la consommation finale (notée par c_i) et/ou utilisée comme *input* par d'autres secteurs de l'économie (noté x_{ji}). Les échanges d'inputs entre secteurs constituent le réseau de production.

La firme représentative du secteur i produit en transformant des inputs selon une fonction de production *Cobb-Douglas* définie par:

$$x_i = z_i^\alpha l_i^\alpha \prod_j^n x_{ij}^{(1-\alpha)\omega_{ij}} \quad (1)$$

où l_i dénote le facteur travail; $\alpha \in (0, 1)$; x_{ij} représente la quantité du bien j qu'utilise le

secteur i ; et z_i dénote un choc de productivité spécifique au secteur i . Les chocs de productivité sont supposés indépendants et identiquement distribués entre secteurs pour $\forall i = 1, \dots, n$. Finalement, le paramètre ω_{ij} correspond à la part de la consommation intermédiaire totale en valeur du secteur i , qui est satisfaite par le secteur j . Par exemple, si $\omega_{ij} = 0$ alors le secteur j n'est pas un fournisseur de biens intermédiaires de i . Au contraire, $\omega_{ij} = 1$ indique que la consommation intermédiaire du secteur i est entièrement satisfaite par le secteur j .

Dans cette économie la variance du logarithme du PIB réel s'écrit:

$$Var(y) = Var\left(\sum_{i=1}^n v_i \ln(z_i)\right) \quad (2)$$

Cette dernière expression implique que dans cette économie, la volatilité de la production agrégée peut s'écrire comme une somme pondérée des chocs de productivité, z_i , chaque choc sectoriel étant pondéré par l'importance des secteurs au sein des réseaux de production, v_i , laquelle correspond à l'élément i du vecteur:

$$\underset{(n \times 1)}{\mathbf{v}} = \frac{\alpha}{n} [\mathbf{I} - (1 - \alpha)\mathbf{W}^T]^{-1} \quad (3)$$

où \mathbf{W} est une matrice dont l'élément (i,j) est donné par ω_{ij} et où $[\mathbf{I} - (1 - \alpha)\mathbf{W}^T]^{-1}$ correspond à l'inverse de Leontief. Dit autrement, la capacité d'un secteur i à affecter le cycle est proportionnel à l'effet multiplicateur total que ce secteur est capable de générer au sein du réseau intersectoriel suite à un choc de productivité. Le vecteur v est nommé *vecteur d'influence*, et chaque élément i donnera le niveau d'importance *directe* et *indirecte* qu'un secteur possède en tant que fournisseur de biens intermédiaires.

Deux mesures plus simples de v sont les indicateurs *outdegree de premier ordre* ($d_i^{(1)}$) et de *deuxième ordre* ($d_i^{(2)}$) données par:

$$d_i^{(1)} = \sum_{j=1}^n \omega_{ji} \quad (4)$$

$$d_i^{(2)} = \sum_{j=1}^n d_j^{(1)} \omega_{ji} \quad (5)$$

Un résultat fondamental d'Acemoglu et al. (2012) est de démontrer que le degré d'hétérogénéité des industries quant à leur degré d'importance au sein du réseau (mesuré par v_i , $d_i^{(1)}$ ou par $d_i^{(2)}$) indique le degré d'exposition de l'économie aux chocs sectoriels. Plus les industries sont hétérogènes, plus les effets multiplicateurs sont importants au sein du réseau intersectoriel et plus l'économie est sensible aux chocs sectoriels. Cette dernière caractéristique est

aussi nommé *asymétrie de réseau*. Acemoglu et al. (2012) suggèrent de quantifier le degré d'asymétrie en ajustant la distribution de probabilité empirique du vecteur d'influence (ou des vecteurs d'*outdegree*) à la loi de probabilité *Puissance*. Si l'estimateur du paramètre de forme issue de l'ajustement (notons-le β) est compris entre 1 et 2, alors l'économie possède un degré d'asymétrie tel que les chocs sectoriels pourraient atteindre la production agrégée. La prochaine étape dans ce chapitre est de quantifier quel est le niveau d'asymétrie observé des économies.

L'exercice empirique

Pour calculer l'asymétrie de réseau d'un ensemble d'économies nous suivons l'exercice empirique fait par Acemoglu et al. (2012). Ceci implique ajuster la fonction de répartition empirique des vecteurs de centralité à une loi de probabilité théorique *Puissance*. À titre de comparaison, nous fournissons deux indicateurs d'asymétrie alternatifs qui pourraient être plus simples à estimer et finalement plus précis : (i) Le coefficient de variation des indicateurs de centralité (noté $CV(v)$), et (ii) la niveau centralité du secteur le plus influent dans une économie (noté $Max(v)$). Le but étant de comparer le résultat de chaque indicateur ainsi que le niveau de complexité associé à leur calcul.

Nous observons que le niveau de désagrégation des tableaux d'entrées-sorties ainsi que la méthodologie d'agrégation des données ont un impact sur les indicateurs d'asymétrie. En particulier, le calcul de l'asymétrie via l'ajustement des vecteurs de centralité requiert une quantité d'information conséquente, obtenue seulement à partir des tableaux d'entrées-sorties à haut niveau de désagrégation. En outre, le niveau d'agrégation tend à réduire artificiellement le degré d'asymétrie, d'où l'importance d'utiliser le même niveau d'agrégation lors d'une comparaison entre pays.

Tenant en compte ces observations, nous divisons l'analyse empirique en deux parties. Dans un premier temps, l'asymétrie est calculée en ajustant la fonction de répartition empirique du vecteur de centralité à la loi *Puissance*. Nous procédons ainsi pour un jeu de 15 économies pour lesquelles les tableaux d'entrée-sorties sont publiés pour un niveau de désagrégation important, et dont les données sont issues des bureaux de statistique officiels. Pour la deuxième partie de l'analyse empirique, en revanche, nous étudions l'asymétrie en utilisant des tableaux d'entrée-sorties ayant un niveau de désagrégation relativement faible, mais dont les tableaux sont harmonisés et nous permettant de mener une comparaison pour 40 économies. Pour ce deuxième groupe de pays, nous calculons les indicateurs d'asymétrie $CV(v)$ et $Max(v)$.

Table i: Tableaux Entrées-Sorties: Pays Groupe 1

Pays	Label	Nombre de Secteurs	Anée
Etats-Unis	USA	388	2007
Mexique	MEX	266	2008
Thaïlande	THA	180	2005
Corée du Sud	KO	168	2010
Taiwan	TWN	166	2006
Israël	ISR	159	2006
Danemark	DK	130	2007
Argentine	ARG	124	1997
Royaume Uni	UK	123	2006
Australie	AUT	114	2010
Chili	CHI	111	2008
Japon	JPN	108	2005
Nouvelle Zélande	NZ	106	2007
Canada	CAN	104	2008
Turquie	TK	97	1998

Données

Le Tableau (1) présente les pays sur lesquels nous basons la première partie de l'exercice empirique. Ces pays ont été choisis car disposant de tableaux entrées-sorties avec un fort niveau de désagrégation (100 secteurs ou plus). Pour la deuxième partie de l'exercice empirique ; où l'intérêt est de mener une comparaison du niveau d'asymétrie entre économies, nous utilisons de données qui provient de la base des données *World Input-Output Database*. Cette dernière source met à disposition une série de temps des tableaux d'entrées-sorties harmonisés ayant un niveau de désagrégation de 35 secteurs, pour un ensemble de 40 économies et pour la période 1995-2011.

Résultats

Premier Partie de l'exercice empirique

Les résultats suggèrent que l'asymétrie des réseaux de production pourrait être une caractéristique commune aux pays étudiés. Et si l'on suit les propositions théoriques d'Acemoglu et al. (2012), le niveau d'asymétrie serait tel que l'activité agrégée dans la plupart des pays étudiés pourrait être sensible aux chocs sectoriels. Nous constatons que dans le cas de la *centralité de premier ordre*, pour 9 des pays étudiés, la valeur de l'estimateur β est comprise entre 1 à 2 (le seuil souligné pour Acemoglu et al. (2012)). Ceci est encore plus remarquable lorsque l'on étudie la *centralité de deuxième ordre*, où seulement un pays présente un estima-

teur de β supérieur à 2. Les résultats reproduisent aussi une observation faite par Acemoglu et al. (2012) sur l'économie américaine: l'asymétrie calculée à partir du vecteur de *outdegree de deuxième ordre* est plus élevée que celle observée sur le vecteur de *outdegree de premier ordre*. Cette caractéristique est propre aux réseaux de production ayant un mécanisme de transmission indirect puissant; permettant aux chocs idiosyncratiques d'être amplifiés au fur et à mesure qu'ils se propagent; et capable de provoquer d'importants effets en cascade.

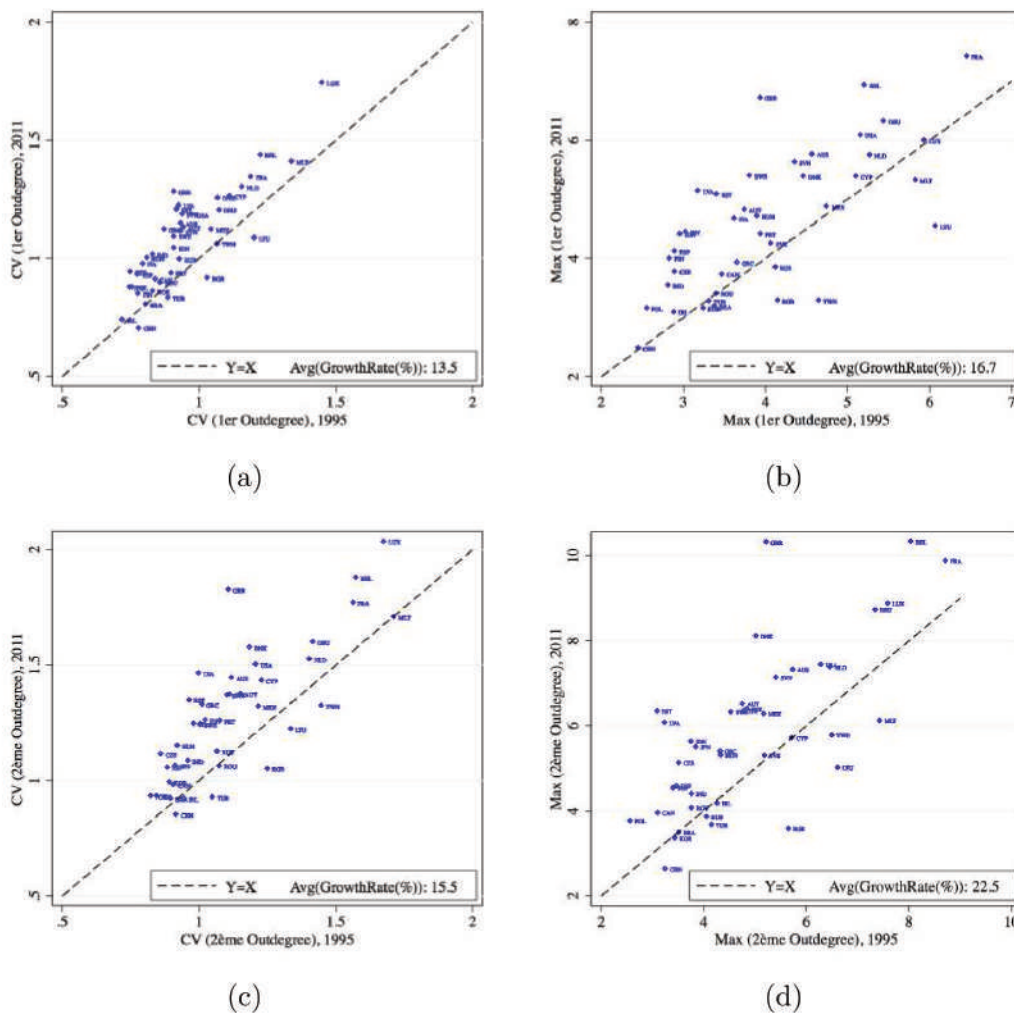
Deuxième Partie de l'exercice empirique

Nous proposons ici de calculer le degré d'asymétrie pour un niveau de désagrégation moins élevé mais permettant de travailler sur un nombre plus grand de pays (40) entre lequel il est possible de faire des comparaisons et aussi d'observer l'évolution dans le temps (Figure i). Les résultats suggèrent qu'en 2011, les pays ayant le plus haut niveau d'exposition au chocs sectoriels étaient le Luxembourg (LUX), la Belgique (BEL), Malte (MLT), et la France (FRA); tandis que le moins asymétrique étaient la Chine (CHN), l'Irlande (IRL) et le Brésil (BRA). Les résultats mettent également en lumière que GBR, PRT, DEU et FRA possèdent le mécanisme indirect de propagation de chocs sectoriels le plus puissant. Les indicateurs suggèrent également que l'asymétrie s'est accrue pour la plupart des économies dans la période 1995-2011.

Conclusion du chapitre

Suivant l'exercice empirique d'Acemoglu et al. (2012), nous observons que les économies industrialisées pourraient partager une caractéristique commune: la capacité de leurs réseaux de production inter-sectoriels à amplifier les chocs idiosyncratiques. Nous parvenons aussi à observer chez les pays étudiés une situation évoquée par Acemoglu et al. (2012) et retrouvée pour les Etats-Unis, à savoir, des réseaux de production ayant un mécanisme de propagation capable d'amplifier les chocs sectoriels. Nous parvenons également à établir une classification des pays étant (théoriquement) les plus exposés aux chocs sectoriels, avec des pays européens figurant dans le plus de cette liste. De façon générale, les différents indicateurs utilisés ici suggèrent qu'entre 1995 et 2011 l'évolution des réseaux de production est telle que les économies deviennent de plus en plus asymétriques. Ceci implique que la économies pourraient être de plus en plus exposées au chocs non agrégés.

Figure i: Évolution de l'Asymétrie



Chapitre II

Peut-on lier la structure des marchés intersectoriels à la force de propagation domestique des chocs?

Dans ce deuxième chapitre l'objectif est d'étudier si l'asymétrie des réseaux intersectoriels détectée dans les économies dans le *Chapitre 1* peut prédire la force de propagation des chocs. Il y a deux contributions à la littérature dans ce chapitre. La première, de caractère théorique, consiste à formaliser le lien entre le coefficient de variation du vecteur de centralité $CV(v)$ – un des indicateurs d'asymétrie utilisés dans le Chapitre 1 – et la volatilité agrégée des économies. La deuxième et principale contribution à la littérature est de caractère empirique: nous étudions si une plus forte asymétrie dans les économies est en effet liée à une plus forte propagation des chocs au sein des économies.

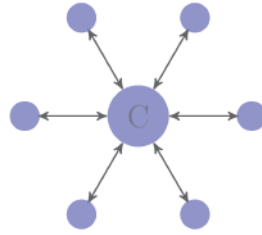
Contexte

D’après une littérature théorique récente en macroéconomie les marchés intersectoriels d’inputs (également nommés réseaux de production) pourraient jouer un rôle important dans l’amplification des chocs microéconomiques. Selon cette littérature, les économies seraient davantage exposées aux chocs non-agrégés lorsque leur réseaux de production sont fortement dépendant d’un petit nombre de secteurs fournisseurs d’inputs. Cette dernière caractéristique est dite *asymétrie de réseau*. Le but de ce chapitre est d’explorer empiriquement ces propositions théoriques en étudiant si effectivement la structure des réseaux de production est liée à la façon comment les chocs se propagent à l’intérieur des économies.

La volatilité observée des économies témoigne de l’importance des liens inter-sectoriels dans la propagation des chocs. Une décomposition de la variance du PIB faite pour un ensemble de 40 économies contenues dans la base WIOD et pour un série de temps entre 1995-2009 suggère que dans la plupart de cas, la covariance inter-sectorielle est la principale source de volatilité au niveau agrégé. Cette observation est en ligne avec le point de vue classique dans l’analyse du cycle des affaires selon lequel la plupart de la volatilité agrégée est générée par des chocs macroéconomiques. Cette observation est également cohérente avec une hypothèse centrale dans la littérature théorique de l’origine micro des fluctuations macro: le mécanisme de propagation intersectoriel pourrait amplifier les chocs non-agrégés de façon à affecter la dynamique agrégée des économies. Ce chapitre explore cette deuxième possibilité et se demande si l’asymétrie de réseau — i.e. la forte dépendance d’une économie d’un groupe réduit de fournisseurs d’inputs— peut expliquer la forte covariance intersectoriel observée dans les économies industrialisées.

Ce chapitre s’inscrit dans une branche de la littérature macroéconomique classique qui explore l’éventuel l’origine microéconomique des fluctuations agrégées. Cette littérature connaît actuellement une résurgence, et les travaux dans cette ligne de recherche s’est sont multiplié récemment due sans doute aux travaux de Gabaix (2011) et Acemoglu et al. (2012). Néanmoins, il n’existe toujours pas un consensus concernant la capacité des chocs non-agrégée à affecter la dynamique agrégée des économies. Ce chapitre vise à apporter des nouveaux éléments de réflexion dans ce domaine, et cherche en particulier d’évidence empirique soutenant les propositions issues du travail d’Acemoglu et al. (2012) à propos du rôle des réseaux de production dans la propagation des chocs. Comparé avec d’autres travaux, l’objectif et la méthodologie de ce chapitre sont inhabituels. La plupart des travaux dans cette littérature ont pour but d’identifier la part des chocs micro dans la volatilité agrégée en “démêlant” les

Figure ii: Star-Like Economy



perturbations macroéconomiques et microéconomiques. Dans ce chapitre, en revanche, notre objectif est d'étudier de près le fonctionnement du mécanisme de propagation inter-sectoriel. Nous nous interrogeons dans ce chapitre si effectivement la structure en réseau des liens intersectoriels du type *input-output* détermine la façon comment les chocs idiosyncratiques se propagent; ce qui est une condition nécessaire dans l'origine microéconomique des fluctuations agrégées proposée par Acemoglu et al. (2012).

Les économies asymétriques

En modifiant leurs prix ou en subissant des interruptions dans leur chaînes de production, les secteurs transmettent leurs perturbations à d'autres secteurs à travers des liens technologiques. En effet, l'absence de substitues à court terme permet aux perturbations de se propager parmi les secteurs étant directement ou indirectement interconnectés au sein des réseaux de production ; provoquant ainsi un nombre infini d'ajustements qui prennent la forme d'un multiplicateur. Ce mécanisme de propagation a été souligné par Acemoglu et al. (2012) et Carvalho (2014) comme une source potentielle de fluctuations agrégées. En particulier, l'hypothèse derrière des ces travaux est que l'ampleur des multiplicateurs au sein des réseaux de production est déterminée par l'organisation des liens inter-sectoriels. Selon ces auteurs, la structure des réseaux de production pourrait favoriser l'existence de multiplicateurs suffisamment puissant permettant aux chocs sectoriels de se propager à l'ensemble d'une l'économie et de provoquer par la suite des fluctuations agrégées.

Selon ces travaux, plus les réseaux de production des économies sont proches du cas hypothétique et extrême d'une *configuration en étoile*, plus les économies seront exposées à des multiplicateurs de réseau puissants. Un réseau sectoriel en étoile serait celui où un *secteur central* fournit des inputs à l'ensemble du réseau, le reste des secteurs, quant à eux, seraient interconnectés uniquement à travers le secteur central (figure ii). Deux principales caractéristiques

font de cette structure un endroit propice pour la propagation de chocs. La première est que le secteur central peut lui même devenir la source principale de volatilité: lorsque le fournisseur central subit un choc, le réseau dans son ensemble est touché de façon directe. La deuxième particularité de cette structure en *étoile* est que le secteur central peut aussi agir en tant qu'un important *hub* à travers lequel les chocs subis par les secteurs périphériques peuvent se propager facilement à l'ensemble de l'économie. La *structure en étoile* serait ainsi une configuration à fort niveau d'asymétrie, étant donné que l'économie dans son ensemble est fortement dépendante d'un seul fournisseur d'inputs.

L'objectif de ce chapitre est d'identifier à quel point les économies modernes sont proches de la structure du *réseau en étoile*, et de savoir si cette information permettrait de mieux comprendre la propagation des chocs au sein d'une économie. Plus précisément, nous explorons empiriquement l'hypothèse théorique derrière les travaux d'Acemoglu et Carvalho selon laquelle le degré d'asymétrie des réseaux de production (i.e. la ressemblance d'une économie à la structure du réseau en étoile) est positivement lié à la force de propagation des chocs.

Méthodologie

Pour étudier empiriquement le lien entre la structure des réseaux de production inter-sectoriels et la force de propagation de chocs nous séparons le chapitre en deux parties. Dans un premier temps nous formalisons théoriquement le lien entre l'asymétrie des réseaux de production – mesurée par le coefficient de variation du vecteur de centralité noté $CV(v)$ – et la volatilité de la production agrégée. En particulier, nous démontrons que dans l'économie décrite par Acemoglu et al. (2012) des niveaux plus forts de $CV(v)$ sont liés à des niveaux plus forts des volatilité. Dans un deuxième temps, nous utilisons un ensemble de régressions linéaires pour étudier le lien entre l'asymétrie de chaque pays et la force de propagation de leurs chocs. Dans cette deuxième partie nous approximons la force de propagation des chocs via une mesure de synchronisation inter-sectorielle: une plus forte synchronisation est interprétée ici comme une propagation plus conséquente des chocs au sein d'une économie.

Le modèle théorique

Pour caractériser théoriquement le mécanisme de propagation inter-sectoriel des économies nous utilisons le modèle de cycles réels à n -secteurs en économie fermée proposée par Acemoglu et al. (2012). Dans cette économie les secteurs utilisent la production d'autres secteurs comme inputs intermédiaires pour produire, et ils peuvent ainsi être à la fois consommateurs (clients)

et producteurs (fournisseurs) d'inputs. Les secteurs sont exposés à leur propres chocs de productivité, lesquels sont par la suite transmis en aval vers ses secteurs clients. Pour étudier la propagation des chocs de productivité, nous proposons de considérer la fonction d'offre d'un secteur i à l'équilibre:

$$y_{i,t} = (z_{i,t})^\alpha \prod_{j=1}^n (y_{j,t})^{(1-\alpha)\omega_{ij}} \quad (6)$$

où $y_{j,t}$ représente la production du secteur fournisseur $j \in \{1 \dots n\}$ qui est utilisée par le secteur client i comme input intermédiaire, et $\omega_{ij} \in (0, 1)$ la part de j dans la consommation intermédiaire totale de i . Dans ce modèle les chocs sectoriels $z_{i,t}$ sont supposés indépendants et identiquement distribués pour $\forall i, t$.

Pour étudier la propagation inter-sectorielle dans cette économie nous définissons la volatilité de la production agrégée (σ_Y^2) de la façon suivante:

$$\sigma_Y^2 = Var \left(\sum_{i=1}^n w_i g_{y_i} \right) \quad (7)$$

où w_i représente la part du secteur i dans la production totale de l'économie, et g_{y_i} représente le taux de croissance de la production du secteur i . C'est à dire, la volatilité agrégée de l'économie est définie comme la somme pondérée de la volatilité de ses secteurs.

Un résultat fondamental de ce chapitre consiste à démontrer que dans cette économie en combinant les équations (6) et (7) il est possible d'exprimer la volatilité agrégée comme une fonction du niveau d'asymétrie de l'économie:

$$\sigma_Y^2 = \frac{1}{n} \sigma_z^2 [1 + CV(v)^2] \quad (8)$$

où $CV(v)$ représente le coefficient de variation du vecteur d'influence des industries, lequel est donné par:

$$CV(v) = \frac{1}{\bar{v}} \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (v_i - \bar{v})^2} \quad (9)$$

Ici v_i représente l'élément i du vecteur d'influence introduit dans le chapitre 1. Ce résultat implique que la volatilité de la production agrégée est proportionnelle au degré d'asymétrie de l'économie (i.e. des niveaux plus élevés de $CV(v)$). Ceci s'explique par le fait que le niveau d'asymétrie du réseau intersectoriel renforce à la fois la variance et la covariance sectorielle.

Le modèle empirique

Pour tester le lien entre *propagation* et *asymétrie de réseau* nous étudions la propagation des chocs entre paires de secteurs d'un même pays. En particulier, nous approximations la propagation intersectorielle à travers la quasi-corrélation croisée des séries de valeur ajoutée sectorielles. Pour un pair de secteurs, une plus forte synchronisation sera interprétée comme une plus forte propagation des chocs. Nous utilisons des régressions en panel qui utilisent *pairs de secteurs* comme unité d'échantillonnage, et lesquelles sont calculées pour 40 pays et pour la période 1996-2009. La spécification principale utilisée est la suivante:

$$Qcorr_{(i,j),k,t} = \gamma_k + \gamma_t + \beta_1 CV(v)_{k,t} + \Gamma' X_k + Z' X_{(i,j),k,t} + \varepsilon_{i,j,k,t} \quad (10)$$

où $Qcorr_{(i,j),k,t}$ représente la quasi-corrélation entre le secteurs i et j du pays k à la période t . Par ailleurs, γ_k et γ_t représentent des effets fixes par pays et par année; et $X_{k,t}$ et $X_{(i,j),k,t}$ représentent des vecteurs contenant des variables de contrôle au niveau pays et au niveau pair d'industries, respectivement.

L'objectif principal de l'estimation est d'explorer si le mécanisme de diffusion intersectoriel est plus fort pour des niveaux plus élevés d'asymétrie de réseau. Cette dernière caractéristique est capturée par l'indicateur $CV(v)$, lequel est calculé au niveau pays, et reflète le degré d'hétérogénéité des secteurs quant à leur influence en tant que fournisseurs de biens intermédiaires. Il est espéré que les économies les plus asymétriques présentent des mécanismes de propagation plus forts, et ainsi une synchronisation inter-sectorielle plus conséquente. Parmi les principales variables de contrôle au niveau pays, les estimations incluent une mesure d'ouverture commerciale et une mesure de concentration de la valeur ajoutée sectorielle. Pour chaque *pair de secteurs*, les estimations contrôlent également pour leur taille moyenne (mesurée par la valeur ajoutée) et pour le fait d'appartenir au même type de secteur (primaire, secondaire ou tertiaire), ainsi que pour leur degré d'interdépendance du type *input-output*.

Dans le but d'explorer la direction causale entre asymétrie et synchronisation, l'exercice empirique exploite également la crise financière de 2008-2009 en la considérant comme un choc global exogène. Si effectivement les économies les plus asymétriques présentent les mécanismes de propagation le plus forts, l'asymétrie de réseau devrait nous permettre de prédire la force de propagation d'un choc macroéconomique exogène tel que la crise financière. Pour ce faire,

nous considérons la spécification suivante:

$$Qcorr_{(i,j),k,2009} = \gamma_k + \beta_1 CV(v)_{k,t'} + \Gamma' X_k + Z' X_{(i,j),k,t'} + \varepsilon_{i,j,k,t} \quad (11)$$

où $CV(v)_{k,t'}$ représente le degré d'asymétrie d'un pays k observée dans l'année $t' < 2009$. En particulier, cette partie de l'exercice empirique consiste à mettre en place une série de régressions en coupe transversale ayant comme variable dépendante la quasi-corrélation sectorielle observée en 2009 ($Qcorr_{(i,j),k,2009}$) et comme variable indépendante les valeurs de l'asymétrie de réseau avant 2009. Nous calculons en particulier quatre régressions utilisant comme principale variable explicative les valeurs $CV(v)_{k,1996}$, $CV(v)_{k,2001}$, $CV(v)_{k,2005}$ et $CV(v)_{k,2008}$, respectivement. Si plus d'asymétrie cause plus de propagation, les valeurs passées de l'asymétrie de réseau avant la crise financière devraient pouvoir prédire la réponse des économies au choc de 2009.

Résultats

Les résultats des régressions indiquent que l'asymétrie de réseau semble être positivement corrélée avec la synchronisation intersectorielle. Ce effet est également observé en utilisant une mesure alternative d'asymétrie, et dans tous les spécification cet effet est robuste à l'inclusion des variables des contrôle et hautement significatif. Nous observons aussi que la synchronisation intersectorielle est considérablement plus sensible à l'asymétrie de réseau (calculée au niveau pays) qu'à d'autres variables calculées au niveau pair d'industries.

Pour explorer une possible causalité entre asymétrie et propagation, nous utilisons la crise financière de 2008-2009. Lorsque nous regardons de près la distribution empirique de la variable $Qcorr_{(i,j),k}$ calculée pour tous les pairs d'industries des 40 pays confondus, il est possible d'observer qu'en 2009 la quasi-corrélation moyenne a augmenté de façon considérable. La crise financière représente ainsi un choc global dont les effets sur la quasi-corrélation ont été les plus considérables en 2009. Si la structure des réseaux de production conditionne la propagation des chocs dans les économies, alors le choc global nous fournit une occasion pour observer comment l'asymétrie du réseau opère lors d'un choc affectant une majorité des pays. Les résultats indiquent que les économies étant les plus asymétriques avant le choc de 2009 ont eu une réponse plus forte à la crise financière. Dit autrement, les économies les plus asymétriques ont connu une propagation plus conséquent laquelle s'est traduit par une plus forte synchronisation intersectorielle. Bien que ce résultat ne soit complètement conclusif, il

représente un premier pas indiquant que plus d'asymétrie propice une plus forte propagation. Ces résultats sont valables dans la mesure où l'asymétrie des réseaux de production avant 2009 est en effet indépendant du niveau d'exposition de chaque pays à la crise globale.

L'ensemble des résultats empiriques sont interprétés comme des indices qui soutiennent les propositions théoriques d'Acemoglu et al. (2012) et Carvalho (2014), selon lesquelles la structure en réseau des marchés intersectoriels (en particulier l'asymétrie) pourrait amplifier la propagation des chocs dans les économies.

Conclusion de chapitre

L'objectif de ce chapitre a été de tester empiriquement des propositions théoriques soulignant les réseaux de production intersectoriels comme important amplificateurs de chocs microéconomiques. Nous nous focalisons sur les propositions d'Acemoglu et al. (2012) et Carvalho (2014) selon lesquelles la volatilité agrégée des économies tend à être plus sensible aux chocs microéconomiques lorsque les réseaux de production intersectoriels sont fortement dépendant d'un groupe réduit de fournisseurs. Cette caractéristique est connue comme asymétrie de réseau, et elle est positivement et théoriquement associée à la force du mécanisme de propagation des chocs. L'exercice empirique présenté dans ce chapitre a consisté à tester le lien entre la synchronisation intersectorielle (ce qui ici est considérée comme une proxy de la propagation au sein d'une économie) et l'asymétrie de réseau.

Les résultats empirique suggèrent un lien positif entre la synchronisation sectorielle et le niveau d'asymétrie des économies. Nous observons que la synchronisation entre pairs de secteurs d'un même pays est particulièrement sensible à l'asymétrie de réseau (une variable calculée au niveau pays). Plus important encore, nous observons que le niveau d'asymétrie de réseau permet de prédire la réponse des économies à la crise économique globale: l'effet de contagion occasionnée par la crise financière a été plus fort au sein des économies qui avaient déjà une forte asymétrie avant la crise de 2008. L'ensemble de ces résultats sont interprétés comme évidence empirique concernant la capacité de la structure des réseaux de production à favoriser la propagation des chocs des économies.

Chapitre III

Peut-on lier l'asymétrie de réseau à la propagation internationale des chocs?

Dans ce troisième chapitre l'objectif est d'étudier si l'asymétrie des réseaux intersectoriels

– laquelle semble être une caractéristique commune aux économies industrialisées (Chapitre 1) et permet de prédire la force propagation des chocs au niveau domestique (Chapitre 2) – permet de prédire la propagation des chocs entre économies. Les contributions de ce chapitre à la littérature sont aussi bien théoriques qu’empiriques. Dans un premier temps, ce chapitre introduit un cadre théorique qui expose comment la structure des réseaux de production pourrait déterminer la propagation des chocs sectoriels entre pays. Dans un second temps, nous testons la pertinence des propositions théoriques en étudiant empiriquement la synchronisation des cycles d’un ensemble d’économies.

Contexte

La macroéconomie internationale attribue (parmi d’autres facteurs) la synchronisation de l’activité agrégée entre pays à la propagation internationale des chocs. Un des facteurs facilitant cette propagation – et attirant le plus l’attention des économistes depuis quelques décennies– est l’intensification du commerce international. La corrélation positive entre commerce et synchronisation est d’ailleurs une régularité empirique dans cette littérature: plus les flux commerciaux sont importants entre un pair d’économies, plus forte est la synchronisation de leur séries de PIB. Le mécanisme théorique derrière cette observation, néanmoins, n’est pas complètement révélé. Le but de ce chapitre est de mettre en avant un facteur n’étant pas actuellement considéré par les modèles théoriques standards: l’organisation des échanges. Nous proposons que non seulement les flux commerciaux favorisent la synchronisation entre pays, mais aussi selon comment ces échanges sont organisés à l’échelle internationale, les canaux de propagation établis par le commerce peuvent amplifier la transmission de chocs entre pays.

Cette littérature reconnaît deux canaux de propagation de chocs entre pays associés au commerce international: un premier dérivé des échanges des biens finals, et un deuxième créé par les échanges des biens intermédiaires. Bien que les deux favorisent la propagation internationale de chocs, la façon dans laquelle ils opèrent est différente. Les flux d’inputs, quant à eux, permettent aux chocs idiosyncratiques de se propager directement d’une industrie domestique vers une industrie étrangère. Dans ce sens, un pair d’économies dont leurs réseaux intersectoriels sont fortement intégrés seraient plus susceptibles de partager leur chocs, et de présenter ainsi de fluctuations plus synchronisées de leur production.

Récemment, l’intérêt pour les canaux de propagation créés par les flux d’input s’est accru ; non seulement dû à l’intensification des échanges, mais aussi car le commerce d’inputs

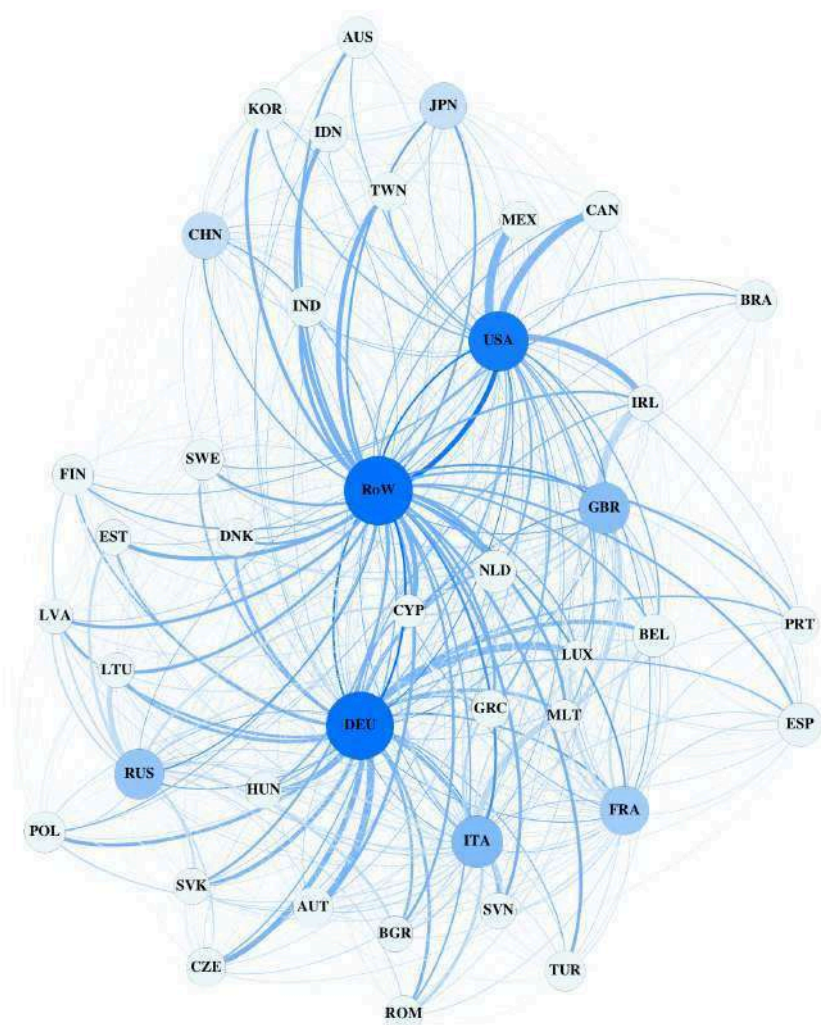
représente actuellement plus de 60 pourcent du commerce global. Ce chapitre souligne un facteur supplémentaire liant les flux internationaux d'inputs à la synchronisation entre pays: la capacité de la structure de ces échanges à amplifier les chocs idiosyncratiques. Nous soulignons que si effectivement l'existence de flux d'inputs permet aux chocs sectoriels de se propager entre pays, alors la façon comment ces flux sont organisés peut amplifier (ou limiter) la propagation des chocs. Cette caractéristique est nommée ici l'*amplificateur de réseau*.

La synchronisation internationale depuis une perspective de réseau

Un des apports de ce chapitre consiste à concilier deux lignes de recherche: une première et plus classique qui étudie le rôle des flux de commerce dans la synchronisation agrégée ; et une deuxième plus récente soulignant les réseaux intersectoriels d'inputs comme potentiels amplificateurs de chocs non-agrégés. D'une part, ce chapitre s'inscrit dans une littérature qui vise à comprendre comment la fragmentation internationale des chaînes de valeur aurait transformé (ou accru) le degré d'interdépendance entre pays.¹ D'autre part, ce chapitre applique des propositions théoriques récentes développées dans la théorie des cycles d'affaires selon lesquelles la structure des réseaux d'inputs intermédiaires pourrait déterminer l'ampleur et la persistance des chocs sectoriels au sein d'une économie fermée. En effet, d'après Acemoglu et al. (2012) et Carvalho (2014) lorsque les réseaux d'inputs intermédiaires sont dominés par un groupe réduit de fournisseurs d'inputs, les chocs sectoriels se propagent plus facilement à l'ensemble de l'économie. Cette forte dépendance des économies à un faible nombre de secteurs est nommée *asymétrie de réseau*. Nous suggérons ici que le lien théorique entre la propagation des chocs et la structure des flux d'inputs intersectoriels peut être utilisé pour étudier la propagation des chocs entre pays ; et ainsi, leur degré de synchronisation. Nous proposons en particulier que lorsque les chaînes de production se fragmentent entre pays en formant un réseau technologique global, selon comment ces liens technologiques sont organisés entre les pays, certaines configurations pourraient favoriser (ou amplifier) la propagation internationale des chocs sectoriels. Il s'agit donc d'une application à la macroéconomie internationale du concept d'*asymétrie de réseau* proposé par Acemoglu et al. (2012) pour une économie fermée, et traitée dans chapitre 1 et 2 de cette thèse.

La structure actuelle des chaînes internationales de valeur suggère-t-elle la présence d'un forte mécanisme de propagation internationale? La figure iii représente la structure du réseau

¹Pour un cadre purement empirique consulter Ng (2010). Pour un cadre structurel consulter Johnson (2014).

Figure iii: Le réseau de production global (2009). Calcul de l'auteur. *Source: WIOD*

global d'inputs, et illustre comment 40 économie avancées ainsi qu'un agrégat nommé "Reste du Monde" interagissent au sein des marchés intersectoriels d'inputs intermédiaires. Cette figure montre le rôle asymétrique joué par les économies en tant que fournisseurs de biens intermédiaires, et souligne que le réseau global est segmenté entre pays meneurs et suiveurs, avec les États-Unis et l'Allemagne comme acteurs principaux. Lorsque l'information est désagrégée au niveau secteur, nous observons la même particularité: les réseaux d'inputs au niveau domestique et international sont dominé par a groupe réduit de secteurs fournisseurs. Ce type structure a été souligné par Acemoglu et al. (2012) pour le cas d'une économie fermée comme favorisant la propagation des chocs sectoriels. Nous suggérons ici que dans le cas du réseau de production global actuel, la présence d'un groupe réduit de fournisseurs à l'échelle internationale implique également un environnement propice à la propagation de chocs entre pays.

Le but de ce chapitre est de formaliser théoriquement le rôle de la structure des réseaux de production dans la propagation internationale de chocs entre pays. Nous proposons un cadre théorique basé sur un modèle RBC international, et nous démontrons que le concept d'*asymétrie de réseau* opère dans le cadre d'une économie ouverte. Nous passons de la théorie à la pratique en testant la capacité de l'amplificateur de réseau – i.e. la capacité de la structure des chaînes de valeurs à amplifier les chocs sectoriels – à expliquer la synchronisation internationale des cycles économiques. Nous observons que l'effet de synchronisation qu'on attribue actuellement au commerce international est possiblement dû dans une plus grande mesure à la façon comment les liens intersectoriels sont organisés entre pays.

Méthodologie

Pour étudier le lien entre la structure des réseaux internationaux d'inputs et la synchronisation entre pays nous séparons le chapitre en deux parties. Dans la première partie, nous formalisons théoriquement l'origine de la synchronisation des cycles en mobilisant le modèle de Johnson (2014), lequel permet de caractériser dynamiquement une économie globale composée par plusieurs pays qui échangent de biens finals et d'inputs intermédiaires. Nous parvenons à expliquer la covariance entre deux économies comme une fonction des flux d'inputs intermédiaires bilatéraux, tout en démontrant que ces échanges créent des canaux de propagation permettant aux chocs sectoriels d'être "exportés" d'une économie à l'autre. Plus important encore, l'ampleur de cette transmission est conditionnée par la façon comment les flux intersectoriels sont organisés aussi bien au niveau domestique qu'au niveau international. Dans la deuxième partie du chapitre nous testons la pertinence des résultats théoriques. Nous utilisons une série de régressions linéaires pour étudier la synchronisation de l'activité agrégée entre économies, et pour explorer ainsi le rôle de l'amplificateur de réseau.

Le modèle théorique

Nous partons du modèle à cycles réels internationaux proposé par Johnson (2014), lequel considère une économie globale composée par un ensemble de pays dont la production agrégée est issue de plusieurs secteurs. Au sein de chaque secteur, une firme représentative produit de biens de façon concurrentielle et sa production peut être allouée à la consommation finale, ou bien utilisée comme input intermédiaire par d'autres secteurs domestiques et/ou étrangers. Pour produire, chaque secteur transforme des inputs primaires (capital et travail), ainsi qu'un ensemble d'inputs intermédiaires qui achète à d'autres secteurs domestiques et/ou étrangers.

L'ensemble d'interactions intersectoriels au niveau domestique et international constitue ainsi un réseau de production global (nommé également chaînes de valeurs globales).

Une caractéristique fondamentale dans ce modèle – et dans les modèles à cycles réels en général – est la présence des chocs de productivité aléatoires. Ce sont les secteurs ici qui font face aux chocs de productivité lesquels à leur tour ont une incidence directe sur le prix de vente de la production sectorielle. C'est à dire, un choc positive de productivité est supposé avoir un impact négatif sur le prix du secteur concerné ; ce qui combiné au fait que les secteurs vendent leur production à d'autres secteurs à l'échelle domestique et internationale, permet l'existence des effets de contagion : lorsque un secteur fournisseur d'inputs réduit son prix suivant un chocs de productivité positif, les secteurs clients (domestiques et étrangers) situés en aval dans la chaîne de valeur (directe ou indirectement) réduisent également leur prix. Notre analyse exploite cette interdépendance intersectorielle et démontre que, dans l'agrégat, ces relations peuvent mener les économies à covarier. Plus important encore, nous démontrons que l'ampleur de l'effet de contagion entre un pair d'économie est liée à la façon comment ces liens s'organisent bilatéralement.

Pour formaliser nos propositions, nous définissons dans un premier temps la synchronisation entre un pair économies comme la covariance de leurs séries de production agrégée. Dans un sens large, il est possible de définir la covariance entre deux économies multi-sectorielles a et b à partir de l'expression suivante:

$$Cov(Y_a, Y_b) = Cov\left(\sum_{i=1}^n w_i y_i(a), \sum_{j=1}^n w_j y_j(b)\right) = \sum_{i=1}^n w_i \sum_{j=1}^n w_j Cov(y_i(a), y_j(b)) \quad (12)$$

Où $Y_a = \sum_{i=1}^n w_i y_i(a)$ dénote la production totale de l'économie a ; $y_i(a)$ dénote la production de l'industrie i du pays a ; et $w_i \in (0, 1)$ représente la part de l'industrie i du pays a dans la production totale de a . Cette expression implique que la covariance entre deux économies multi-sectorielles est simplement définie comme la somme des covariances sectorielles.

Dans un deuxième temps, nous démontrons qu'en partant de l'équilibre stationnaire du modèle de Johnson (2014) il est possible de donner une forme *structurelle* à $Cov(Y_a, Y_b)$.

² Nous démontrons en particulier que la covariance entre la production agrégée de deux économies a et b peut être exprimée en fonction des flux d'inputs intermédiaires de la façon

²Dans ce modèle, un pair d'économie peuvent covarier soit du fait de la covariance entre leurs valeur ajoutée, soit du fait de la covariance de leur production intersectorielle. En faisant abstraction du premier mécanisme de synchronisation, nous nous focalisons sur la covariance induite par l'interdépendance des secteurs entre pays, induite en particulier par la fragmentation des chaînes de valeurs.

suivante :

$$Cov(Y_a, Y_b) = f\left(Inputs \times (1 + \mu), TradeSim\right) \quad (13)$$

où la variable *Inputs* représente les flux d'inputs intermédiaires entre les pays *a* et *b* ; μ un paramètre qui resume la structure des échanges ; et *TradeSim* une mesure de similarité entre les profils d'importation des deux économies.³ L'équation (13) suggère que les flux d'inputs créent des canaux de propagation de chocs sectoriels qui favorisent la synchronisation des cycles entre deux économies. Ceci est d'ailleurs un constat empirique dans la littérature, mais l'on lui attribue rarement une expression théorique issue d'un cadre structurelle. Ce résultat représente ainsi en lui même une contribution à la littérature en donnant une forme théorique simple et analytique au lien entre commerce d'inputs et synchronisation agrégée. Plus important encore, ce résultat suggère qu'une partie de la synchronisation due au commerce d'inputs est conditionnée par la structure de ces échanges. D'une part, l'équation (13) à travers le terme *Inputs* suggère que l'existence des flux d'inputs à elle seule suffit pour exporter de chocs. D'autre part, le terme *Inputs* \times μ implique qu'une partie de cette transmission dépend d'une variable μ qui est indépendante de l'intensité des échanges, nommé ici l'*amplificateur de réseau*. Nous démontrons en particulier que μ résulte du produit de trois caractéristiques observables étant liées à l'organisation des flux d'inputs au niveau bilatéral:

$$\mu = \text{Asymétrie} \times \text{Similarité} \times \text{Diversification} \quad (14)$$

Le premier terme, *Asymétrie*, est un indicateur qui exprime la force de propagation interne d'une économie ; une notion proposée par Acemoglu et al. (2012) et Carvalho (2014) dans le cas d'une économie fermée ; et retrouvée ici dans le mécanisme de propagation internationale des chocs sectoriels. Selon cette notion, les économies étant fortement dépendantes à un nombre réduit de secteurs fournisseurs d'inputs (i.e. plus asymétriques) sont plus sensibles aux chocs sectoriels du fait de la capacité de leur mécanisme de propagation intersectoriel à amplifier les chocs microéconomiques. Ici, dans le cadre d'une économie ouverte, cette notion suggère que les pays exportateurs d'inputs ayant un fort mécanisme de propagation de chocs (une économie fortement asymétrique) sont également plus susceptible d'"exporter" ses chocs sectoriels. Le deuxième composant de l'amplificateur de réseau, l'indicateur *Similarité*, reflète le degré de similarité d'un pair d'économies *a* et *b* quant à leur dépendance aux mêmes secteurs

³Cette expression est une simplification de l'expression théorique obtenue dans ce travail. Dans l'expression complète il est possible de différencier la direction des flux d'inputs : les flux d'inputs allant de *a* à *b*, et ceux de *b* à *a*. Ceci implique que la covariance est nourrie par des chocs subis par les deux pays concernés.

fournisseurs d'inputs; situés soit dans a ou dans b . Cette notion prédit que deux économies ont plus de probabilités de covarier lorsqu'elles sont également exposées – depuis une optique d'intégration bilatérale– aux mêmes sources microéconomiques de chocs, à savoir les mêmes secteurs. Le troisième indicateur nommé *Diversification* reflète le degré de concentration des flux d'inputs qu'une économie a importe de l'économie b (et inversement). Cette notion suggère que la transmission des chocs sectoriels entre un pair de pays est plus conséquente lorsque la totalité des inputs importés par une économie est produite par une poignée de secteurs.

Finalement, un résultat théorique secondaire mais relevant est la présence de la variable *TradeSim* laquelle reflète la similarité des deux économies quant à leurs *profils d'importation* de biens intermédiaires au sein du réseau de production global. La présence de cette variable suggère que les cycles économiques de deux économies sont plus susceptibles de covarier lorsque deux d'économies ont des fournisseurs de biens intermédiaires en commun. La synchronisation est plus conséquente lorsque les importations de deux économies sont similaires en *type* et en *importance* pour le fonctionnement de leur économie.

Application empirique

Pour tester empiriquement le rôle de l'*amplificateur de réseau* dans la propagation internationale de chocs nous étudions la synchronisation de l'activité agrégée entre pairs de pays. En utilisant information de la base des données WIOD, nous approximons la propagation internationale à travers la corrélation croisée des taux de croissance des séries de *valeur ajoutée* et de *production brute* pour la période 1996-2009. Nous nous intéressons au pouvoir explicatif de la covariance prédite par le modèle théorique $Cov(Y_a, Y_b)$ exposée plus haut par l'équation (13). En particulier, nous nous intéressons au pouvoir explicatif de la variable $Inputs(1 + \mu)$ laquelle nous permettra à la fois d'observer si les flux d'inputs – tels qu'ils sont définis par le modèle théorique– sont liés à la synchronisation, et d'en déduire par la suite l'influence du terme μ .

Pour ce faire, nous utilisons des régressions en coupe instantanée qui utilisent chaque *pair de pays* comme unité d'échantillonnage, et lesquelles sont calculées pour 40 pays. Pour un pair de pays donné, par exemple, une plus forte synchronisation est interprétée comme une plus forte propagation des chocs. La spécification principale utilisée est la suivante:

$$\text{Corr}(a,b) = \beta_0 + \beta_1 Cov(Y_a, Y_b) + Z^{(a,b)'} \gamma + \varepsilon^{(a,b)} \quad (15)$$

où $\text{Corr}(a,b)$ dénote la corrélation de *Pearson* des taux de croissance des séries de production agrégée entre un pair de pays a et b ; $\text{Cov}(Y_a, Y_b)$ représente la covariance théorique prédite par le modèle ; et $Z^{(a,b)}$ un vecteur de variables de contrôle calculées au niveau pair de pays.

Afin de révéler la capacité prédictive du modèle théorique et le rôle de l'amplificateur de réseau, dans les régressions nous partons du cas le plus général au cas le plus spécifique. C'est à dire, dans un premier temps nous testons la significativité de la variable $\text{Cov}(Y_a, Y_b)$, et nous la désagrégeons par la suite pour observer l'effet de ses composants séparément, à savoir l'effet des variables $\text{Inputs}(1 + \mu)$ et TradeSim sur la synchronisation. Nous espérons que les différents composants de la synchronisation prédite soient positivement liés à la synchronisation des cycles économiques. En particulier, notre objectif est de quantifier la synchronisation induite par le commerce d'inputs mais due spécifiquement à l'amplificateur de réseau μ . Notons que le modèle théorique prédit que la synchronisation induite par les flux d'inputs intermédiaires est due à deux termes, à savoir Inputs et $\text{Inputs} \times \mu$. En pratique, néanmoins, ces deux termes ne peuvent pas figurer de façon séparée dans une même régression dû à leur important degré de corrélation. Nous ne pouvons pas non plus inclure seulement le terme $\text{Inputs} \times \mu$, car en omettant la variable Inputs l'on laisserait de côté l'effet sur la synchronisation dû à la seule existence des flux commerciaux. En conséquence, nous ne pouvons pas observer *directement* le lien entre μ et la synchronisation. En revanche, on peut en déduire de l'effet de l'*amplificateur de réseau* de façon *indirecte* en comparant les deux spécifications suivantes:

$$\text{Corr}(a,b) = \beta_0 + \beta_1^{(+)} \text{Inputs} + Z^{(a,b)'} \gamma + \varepsilon^{(a,b)} \quad (16)$$

$$\text{Corr}(a,b) = \beta_0 + \beta_1^{(*)} \text{Inputs}(1 + \mu) + Z^{(a,b)'} \gamma + \varepsilon^{(a,b)} \quad (17)$$

L'estimateur $\hat{\beta}_1^{(+)}$ calculé par MCO reflète l'effet total des flux de biens intermédiaires: la synchronisation des cycles dû à la mise en place de liens technologiques, plus celle induite par l'organisation des ces échanges. L'estimateur $\hat{\beta}_1^{(*)}$, par ailleurs, reflète la synchronisation due aux flux de biens intermédiaires après avoir contrôlé par le terme μ . La différence entre $\hat{\beta}_1^{(+)}$ et $\hat{\beta}_1^{(*)}$ représente ainsi l'effet de propagation dû à la structure des réseau de production.

Nous comparons également nos résultats principaux à une *spécification de référence* utilisée amplement par la littérature empirique pour tester le lien entre *commerce* et *synchronisation*:

$$\text{Corr}(a,b) = \beta_0 + \beta_1 \log(\text{BTI}) + Z^{(a,b)'} \gamma + \varepsilon^{(a,b)} \quad (18)$$

où $\log(\text{BTI})$ est le (log) volume de commerce entre un pair de pays sur la somme des PIB.

Comparer les résultats à la spécification de référence nous permet à la fois de tester la capacité des données à reproduire le lien positif entre *commerce et synchronisation* amplement documenté par la littérature empirique, ainsi que de tester la capacité de l'*amplificateur de réseau* à prédire la propagation.

Principaux résultats empiriques

Les estimations nous indiquent que les données, les indicateurs extraits du modèle théorique, ainsi que les mesures de synchronisation permettent de reproduire un ensemble de résultats déjà documentés par la littérature empirique. Nous observons, par exemple, que la synchronisation des séries de production agrégée est statistiquement liée à un ensemble de “variables de gravité” telles que la distance géographique ou le fait de partager une frontière. Un autre résultat en faveur de notre spécification est le fait de pouvoir reproduire le lien positif entre le volume du commerce ($\log(\text{BTI})$) et la synchronisation des séries de production agrégée, cette relation étant robuste et hautement significative.

Les résultats principaux indiquent que la covariance prédite, $Cov(Y_a, Y_b)$, est positivement liée à la synchronisation des cycles, et son influence est hautement significative. Plus important encore, nous observons que presque deux tiers de la synchronisation induite par le commerce d’inputs intermédiaires est due au terme μ , l’amplificateur de réseau. L’influence μ est également constatée dans la *spécification de référence* en observant qu’utiliser la variable $\log(\text{BTI}) \times \mu$ dans l’équation (15) fait augmenter considérablement le pouvoir explicatif du volume de commerce sur la synchronisation des cycles. Ceci nous permet de conclure qu’il existe un lien entre l’organisation des chaînes de valeurs internationales et la propagation des chocs entre pays.

Finalement, nous constatons que le deuxième composant de la covariance prédite, *TradeSim*, est positivement lié à la synchronisation des cycles et cet effet est robuste et hautement significatif. Ce dernier résultat implique que les pays ayant besoins technologiques similaires à travers les chaînes de valeurs globales tendent à être exposés aux mêmes sources de chocs, ce qui se traduit par une plus forte synchronisation de leurs cycles réels.

Conclusion de chapitre

Dans ce chapitre nous explorons le rôle de l’organisation des réseaux de production internationaux dans la synchronisation des cycles économiques. Nous suivons une hypothèse: si les flux d’inputs intermédiaires permettent l’exportation des chocs sectoriels, alors la structure de

ces échanges peut renforcer la propagation des chocs ; et ainsi la synchronisation des cycles. Cet effet est nommé ici l'*amplificateur de réseau*.

Les résultats théoriques présentés ici suggèrent que les flux d'inputs intersectoriels créent des canaux de propagation de chocs que, dans l'agrégat, mènent les économies à covarier. Plus important encore, nous démontrons que la structure des réseaux intersectoriels domestiques et internationaux possède la capacité de renforcer la synchronisation induite par le commerce d'inputs. Dans ce sens, nous démontrons que la propagation des chocs entre un pays *fournisseur* et un pays *client* est plus forte lorsque la structure du réseau est telle que: (i) Le *fournisseur* a un fort mécanisme interne de propagation ; (ii) les d'inputs achetés par le *client* sont fournis par une poignée de secteurs du pays *fournisseur*; et (iii) le *fournisseur* et le *client* sont également dépendant des mêmes secteurs. Ce chapitre test empiriquement ces notions théoriques et trouve des éléments en faveur de la présence de l'*amplificateur de réseau*: deux tiers de la synchronisation des cycles associée aux flux d'inputs semble être due à l'*amplificateur de réseau*.

L'implication d'un éventuel effet amplificateur de chocs entre pays est claire: certaines économies peuvent sous-estimer leur niveau d'exposition aux chocs sectoriels externes si la structure des échanges n'est pas prise en compte comme potentielle source de volatilité.

Conclusion générale

Ce travail étudie le rôle de la structure en réseau des économies dans la propagation des chocs. En particulier, nous identifions plusieurs régularités empiriques entre l'organisation des liens inter-sectoriels et la synchronisation de l'activité industrielle au niveau domestique et internationale.

Nous commençons par illustrer que les économies industrialisées partagent une caractéristique commune: leurs réseaux de production intersectoriels semblent être dominés par un groupe réduit de fournisseurs d'inputs. Une récente littérature théorique suggère que de telles configurations pourraient impliquer l'existence d'un fort mécanisme amplificateur de chocs sectoriels. Cette dernière caractéristique est nommée *asymétrie de réseau*.

Nous démontrons empiriquement que l'asymétrie de réseau semble être positivement liée à la synchronisation de l'activité industrielle au niveau domestique. Cette observation est interprétée comme évidence suggérant qu'une majeure asymétrie est en effet associée à une plus forte diffusion des chocs dans les économies. En ligne avec cette interprétation, nous

observons que la réponse des économies industrialisées au choc global du 2008-2009 a été plus forte chez les économies les plus asymétriques.

Nous démontrons également que la structure des chaînes de valeur internationales pourrait conditionner la synchronisation entre pays. Nous exposons un cadre théorique qui démontre que certaines configurations des réseaux intersectoriels internationaux tendent à renforcer la transmission des chocs entre pays, nous appelons cette dernière caractéristique l'*amplificateur du réseau*. La présence de ce mécanisme d'amplification semble être corroborée par les données: nos estimations suggèrent que deux tiers de l'effet de synchronisation des cycles économiques qu'on attribue actuellement au commerce d'intrants intermédiaires seraient dus à l'amplificateur de réseau.

Dans l'ensemble, les résultats et les notions traitées dans ce travail suggèrent que la configuration des réseaux technologiques intersectoriels est clé pour comprendre la propagation de chocs et la volatilité des économies. Les décideurs de politique pourraient bénéficier si plus de recherche était consacrée à comprendre quelles sont les politiques industrielles ou de concurrence qui mènent les marchés domestiques intersectoriels à prendre une forme asymétrique, laquelle semble favoriser la propagation des chocs. À l'échelle internationale, plus de recherche est nécessaire pour comprendre le rôle des politiques d'intégration profonde dans la structure asymétrique des chaînes de valeurs observée au niveau régional et global. Ceci serait d'autant plus nécessaire pour les économies visant à limiter leur niveau d'exposition aux chocs externes.

Bibliography

- Acemoglu, D., Carvalho, V. M., Ozdaglar, A., & Tahbaz-Salehi, A. (2012). The Network Origins of Aggregate Fluctuations. *Econometrica*, *80*(5), 1977-2016. doi: ECTA9623
- Carvalho, V. M. (2014). From Micro to Macro via Production Networks. *Journal of Economic Perspectives*, *28*(4), 23-48.
- Gabaix, X. (2011). The Granular Origins of Aggregate Fluctuations. *Econometrica*, *79*(3), 733-772.
- Johnson, R. C. (2014). Trade in Intermediate Inputs and Business Cycle Comovement. *American Economic Journal: Macroeconomics*, *6*(4), 39-83.
- Lucas, R. E. (1977). Understanding business cycles. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, *5*(1), 7-29. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/eee/crcspp/v5y1977ip7-29.html>
- Ng, E. C. (2010). Production fragmentation and business-cycle comovement. *Journal of International Economics*, *82*(1), 1-14.

Contents

Remerciements	i
Résumé en Français	iii
Bibliography	xxxix
List of Figures	xxxvii
List of Tables	xxxix
General Introduction	1
The Multi-Sectoral Models and the Micro-Origin of Aggregate Fluctuations	2
The Global Inter-Industry Interactions	5
Objectives and outline of the thesis	8
Data	11
Bibliography	14
1 Le Mécanisme de Propagation Inter-Sectoriel	17
1.1 Introduction	19
1.2 Revue de littérature	22
1.3 Le modèle	26
1.3.1 Consommation	26
1.3.2 Production	27
1.3.3 L'équilibre	28
1.3.4 La transmission des chocs et les fluctuations agrégées	30
1.4 Mesurer l'asymétrie des économies	34
1.4.1 Asymétrie mesurée par le paramètre de la fonction de répartition des vecteurs de centralité	35
1.4.2 Comparaison internationale	50

1.5	Conclusion	55
	Bibliography	56
	Appendices	59
1.A	Ajustement à une loi de Puissance: Technique de Kolmogorov-Smirnov	59
1.B	Most Influential Industries	60
2	The Network Origin of Industrial Comovements	61
2.1	Introduction	62
2.2	The Asymmetric Economy	65
2.3	Modeling The Inter-Industry Propagation Mechanism	66
2.4	Empirical Exercise	70
2.4.1	Predicted Industry Variance-Covariance	70
2.4.2	Data and Overview of the Method	71
2.4.3	Measures	72
2.4.4	Descriptive Statistics	76
2.4.5	Model Specification	80
2.4.6	Results	80
2.5	Conclusion	89
	Bibliography	90
	Appendices	95
1.A	The Model	95
1.A.1	Proofs	95
3	The Network Amplifier of Cross-Country Synchronization	99
3.1	Introduction	100
3.2	Related Literature	101
3.3	Theoretical Framework	104
3.3.1	The Model	105
3.3.2	Second-Order Moments of Global Input Production	108
3.4	Empirical Application	115
3.4.1	Data and Gravity Controls	116
3.4.2	Indicators	116
3.4.3	Descriptive Statistics	120
3.4.4	Model Specification	120

3.4.5 Results	123
3.5 Conclusion	130
Bibliography	131
Appendices	133
1.A Proofs	133
General Conclusion	141
Main Results	142
Limitations and Future Research	143
Bibliography	146

List of Figures

i	Évolution de l'Asymétrie	xii
ii	Star-Like Economy	xiv
iii	Le réseau de production global (2009). Calcul de l'auteur. <i>Source: WIOD</i> . .	xxii
1	International Trade Decomposition	6
2	International Inter-Industry Input Network (2009)	7
1	Réseau de Production Allemand (2011). Calcul de l'auteur. <i>Source: EURO-STAT</i>	21
2	Loi de Puissance: Fonction de Répartition	36
3	Fonction de Répartition Empirique du 1er Outdegree normalisé pour différents niveaux d'agrégation des tableaux d'entrées-sorties.	38
4	Ajustement Fonction de Répartition Empirique '1er Outdegree'. <i>Note: Les axes x et y denotent respectivement le $\log_{10}(\text{1erOutdegree})$ et $P(X>x)$</i>	45
5	Évolution de l'Asymétrie	54
1	Aggregate GDP Decomposition: The Share of Industry Covariance in Aggregate Volatility. Author's calculations. <i>Source: WIOD</i>	63
2	Star-Like Economy	65
3	The Empirical Distribution of Inter-Industry Comovements	72
4	Network Centrality.	79
5	Network Asymmetry.	79
1	Global Production Networks in 2009. <i>Source: Author's calculation based on the World Input-Output Database.</i>	104
2	The partitioned representation of the Global Input-Output Matrix (\mathbf{W}) and the Variance-Covariance Matrix of Idiosyncratic Shocks to Production ($\Sigma_{\mathbf{Z}}$).	109
3	The Network Amplifier	114

LIST OF FIGURES

4	Decomposition of Total International Trade in Goods & Services	120
5	Bilateral Trade and the Network Amplifier:	122
6	Network Amplifier Drivers:	128
1.A1	Quasi-Correlation (Qcorr)	139

List of Tables

i	Tableaux Entrées-Sorties: Pays Groupe 1	x
1	Tableaux Entrées-Sorties: Pays Groupe 1	40
2	Ajustement de la Fonction de Repartition Empirique: 1er Outdegree	43
3	Ajustement de la Fonction de Distribution Empirique: 2ème Outdegree	43
4	Ajustement de la Fonction de Repartition Empirique: 1er Outdegree	44
5	Ajustement de la Fonction de Distribution Empirique: 2nd Outdegree	44
6	Matrice de Corrélacion: Mesures d'Hétérogénéité	48
7	Mesures d'Hétérogénéité des Réseaux de Production	49
8	Matrice de Corrélacion: Mesures d'Hétérogénéité	51
9	Hétérogénéité des Réseaux de Production en 2011	53
2.B1	Top 3 des Secteurs Clés	60
1	OLS: Quasi-Correlation (1996-2009)	73
2	Network Complementarities	77
3	Asymmetry Over Time: $CV(v)$	78
4	Descriptive Statistics	80
5	OLS: Industry Growth-Rate Comovements (Preliminary)	81
6	OLS: Industry Growth-Rate Comovements (Main Res. $CV(v)$)	84
7	OLS: Industry Growth-Rate Comovements (Main Res. $Max(v)$)	84
8	OLS: Industry Growth-Rate Comovements (Robustness, $CV(v)$)	85
9	OLS: Industry Growth-Rate Comovements (Robustness, $Max(v)$)	85
10	OLS: Quasi-correlation and Network Asymmetry in 2009	87
1	Descriptive Statistics	119
2	Bilateral Trade and Gravity Drivers	124
3	Aggregate-Output Synchronization and Trade 1996-2009.	124
4	Aggregate-Output Synchronization and Trade 1996-2009	125

LIST OF TABLES

5	Aggregate-Output Synchronization and Trade 1996-2009	125
6	Cross-correlations: Trade and Co-movement	129
1.A1	Aggregate-Output Synchronization and Trade 1996-2009	140
1.A2	Aggregate-Output Synchronization and Trade 1996-2009	140

General Introduction

Contents

The Multi-Sectoral Models and the Micro-Origin of Aggregate Fluctuations	2
The Global Inter-Industry Interactions	5
Objectives and outline of the thesis	8
Data	11
Bibliography	14

A recent strand of macroeconomics links business cycles to the structure of inter-industry interactions. Although it is common knowledge in macroeconomics that input-output linkages help propagate shocks within the economy, little is known about the potential of this propagation to shape the business cycle. An emerging (mostly theoretical) literature revisits the question of whether the structure of input-output linkages determine the magnitude of inter-industry spillovers, and their capacity to shape aggregate fluctuations. This literature studies input-output linkages as a network of heterogeneous buyers and suppliers. Network analysis puts a large emphasis on the existence and the identification of very influential players, and the consequences of this large players for the functioning of the whole network. Applying this analysis in macroeconomics, the literature on the *Network Origins of Aggregate Fluctuations*⁴ focuses on whether large players (industries) can be identified, and on the conditions under which these large players can shape the business cycle. It is a matter of knowing first whether there exist a handful of very influential industries, or at the contrary, a more or less homogeneous set of input suppliers. Second, it is matter of checking whether the aggregate economy is possibly sensitive to these influential players and the shocks they experience.

My aim in this dissertation is to study empirically the theoretical foundations of this contemporary view about the origins of aggregate fluctuations. The general hypothesis that drives this dissertation — and the network origin of aggregate fluctuations literature — is that the network structure of economies conditions the propagation of shocks within industrialized economies (Chapters 1 and 2). I go beyond the current propositions of this emerging literature to highlight that these concepts may be used to study the way how disturbances propagate across countries. When international inter-industry networks are viewed as a single system prone to spillovers, understanding the structure of global input chains may shed light on a less explored cross-country contagion mechanism: the network structure of globally fragmented inter-industry markets (Chapter 3).

The Multi-Sectoral Models and the Micro-Origin of Aggregate Fluctuations

The incorporation of inter-industry vertical linkages into Real Business Cycles models is now a current practice in contemporary macroeconomics. These interactions are essential in characterizing observed sectoral comovement of prices, output and employment; resulting from the

⁴Acemoglu, Carvalho, Ozdaglar, and Tahbaz-Salehi (2012).

technological complementarity across sectors. Recently, the multi-sectoral frameworks also take central stage within a literature that revisit a classical question: can industry-specific shocks turn into aggregate fluctuations? The usefulness of multi-sectoral frameworks, however, has not always made consensus. One should refer to the study of the origins of business cycles to understand their emergence, development and relevance for the modern macroeconomics analysis.

Late in the decade of 1970s Robert Lucas published his seminal work *Understanding Business Cycles*, where —among many other concepts— the author mentioned that industry-specific perturbations are unlikely to affect aggregate production.

In a complex modern economy, there will be a large number of shifts in any given period, each small in importance relative to total output. There will be much “averaging out” of effects across markets. [...] Cancellation of this sort is, I think, the most important reason why one cannot seek an explanation of the general movements we call business cycles in the mere presence, per se, of unpredictability of conditions in individual markets.⁵

This passage summarizes the prevailing consensus of the time about the (absence of) micro-origins of aggregate fluctuations. Lucas go beyond this observation by implying that multi-sectoral frameworks were unable to reproduce the empirical regularities of business cycles.

[T]here have been many instances of shocks to supply which affect all, or many, sectors of the economy simultaneously. Such shocks will not cancel in the way I have described, and they will induce output fluctuations in the aggregate. [However] all supply shifts [of this kind] will lead to countercyclical price movements (other things being equal) in contrast to the procyclical movements we observe.⁶

Last fragment go against the way inter-industry frameworks are studied today, where interdependence among industries allow price-reducing productivity shocks to induce correlated positive shifts on sectoral output. In other words, Lucas hold that because actual prices were procyclical, sectoral output comovements induced by positive technological shocks were incompatible with the empirical features of real business cycles. Since this was a widespread premise in macroeconomics, it clearly represented a limitation for the development of multi-sectoral models. The emerge of RBC models some years later (Kydland and Prescott (1982))

⁵Lucas (1977), p.20

⁶Lucas (1977), p.20. In this passage Lucas hold that for multi-sectoral models to correctly replicate observed outcomes, prices should be counter-cyclical.

as well as the observation that the cyclical component of prices is indeed counter-cyclical allowed the development of inter-industry frameworks.

The pioneer work of Long and Plosser (1983) represented perhaps the key for the dissemination of multi-sectoral models. These authors incorporate an *input-output* structure into a RBC model, where the output of one sector is used as input by other sectors, and where productivity shocks are transmitted via technological links. Such framework allows independent shocks to induce dynamically persistent fluctuations and positive comovement across sectoral output series. Although Long and Plosser spent little time to study the aggregate implications of industry-specific shocks, their model became later a benchmark in a parallel literature studying the micro-origins of macro-fluctuations.

What are the odds that industry-specific shocks spread across the economy and persist over time to such an extent that aggregate dynamics is affected? This classical question came back to the macroeconomic arena during the decade of 1990s. Horvath (1998) and Dupor (1999) yielded perhaps the most notable exchange of arguments on the topic. While Horvath demonstrated that idiosyncratic shocks do not necessarily "average out" as predicted by Lucas; Dupor, in contrast, held that the Lucas' premise was applicable in most cases. Both arguments converged toward a single observation: the existence of large and very influential input suppliers breaks the diversification argument of Lucas.

By the end of 2000s the micro-origins of aggregate fluctuations literature re-emerged, and with it, the interest on multi-sectoral models. The re-emergence of the micro-to-macro literature was almost certainly due to the seminal work of Gabaix (2011), which — although in a parallel line of research— demonstrates the potential role of large firms on aggregate fluctuations. Almost simultaneously, V. Carvalho (2007) and Acemoglu et al. (2012) theorized that, under some conditions, a multi-sectoral economy may admit aggregate fluctuations stemming from industry-specific shocks. More generally, Carvalho and Acemoglu reshaped the way multi-sectoral models are studied, by combining macroeconomic notions, with concepts extracted from social network analysis. In a broad sense, Acemoglu et al. (2012) and V. Carvalho (2007) show that when the economy is thought of as a complex network of buyers and suppliers, it is possible to consider the rise of very influential players. The authors demonstrate that an economy where inter-industrial markets are "segmented" by leaders and followers, the aggregate activity may become sensitive to disturbances of main input suppliers.

In terms of economic policy, Acemoglu et al. (2012) and V. Carvalho (2007) show that some industries may be key for the functioning of the aggregate economy due to their im-

portance as input suppliers; and not only due to their size. This may lead the economy to develop complex and unsuspected levels of exposure to idiosyncratic shocks; a feature hardly detected by observing only industries' total value added. More importantly, Acemoglu et al. (2012) demonstrate that the network structure of inter-industry markets will determine the inter-industry spillovers mechanism: when the network is dominated by few very influential suppliers, industry-specific shocks propagate easily and may shape the aggregate production dynamics. This condition is known as *network asymmetry*. Acemoglu and coauthors show that the theoretical level of exposure of aggregate production to micro-shocks (i.e. the network asymmetry) can indeed be summarized through a single and observable metric. In this thesis I use extensively these notions to study empirically the propagation of shocks within and across industrialized economies.

This line of research seems to be more alive than ever. An example is the seminal work of Baqaee and Farhi (2017), where the authors revisit the *Hulten Theorem* that establishes that the aggregate impact of productivity shocks affecting microeconomic entities (firms or industries) is equal to their share on aggregate output. The Hulten's premise, however, refers only to the direct spillovers that a given firm or industry is able to induce following a productivity shock. Baqaee and Farhi, in contrast, offer a generalization⁷ of Hulten's premise where second-order effects — which, for instance, are determined by the network structure of inter-industry markets — play a role and allow the existence of micro-to-macro events.

This thesis aims at contributing to this contemporary view of aggregate fluctuations literature. Special focus is given to the study of the inter-industry contagion mechanism itself, and to identify empirical regularities about the network structure of input-output linkages, and the propagation of shocks in modern economies (see the outline of chapters one and two below later in this introduction.)

The Global Inter-Industry Interactions

Multi-sectoral models are also being developed to study the propagation of shocks across countries. This is particularly the case of a literature exploring the link between trade and business cycles synchronization. Again, to understand the current importance of such models for the international macroeconomics analysis one should refer to the origin of international real business cycles (IRBC).

⁷In this sense the authors characterize the indirect spillovers without imposing linearity on the propagation of shocks, contrary to Hulten's original theorem.

Figure 1: International Trade Decomposition

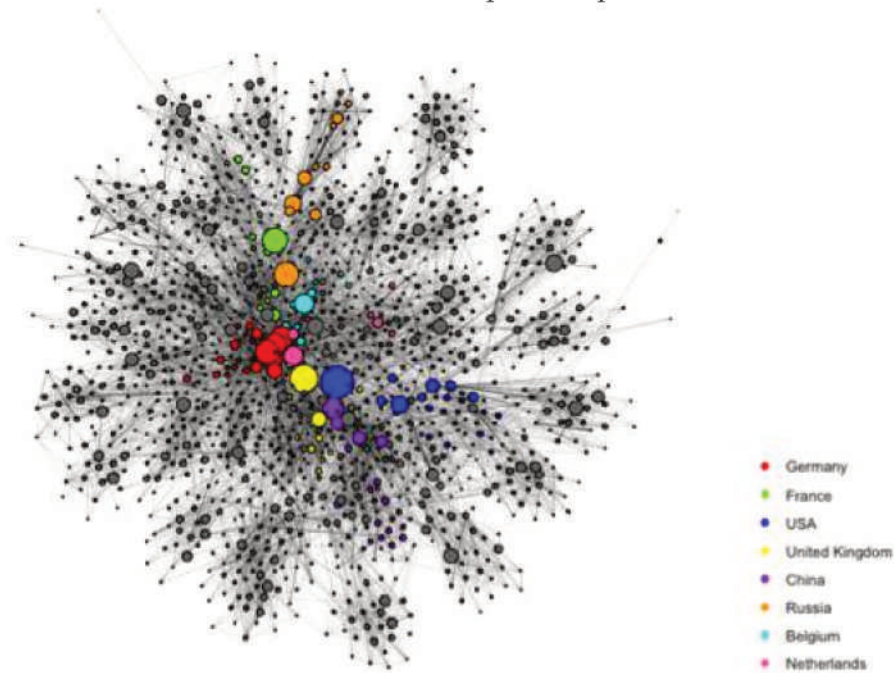


The seminal work of Backus, Kehoe, and Kydland (1992) presented an international extension of Prescott and Kydland (1982) model⁸ and, among many other observations, raises the question about to what extent international trade may help explain the observed comovement of aggregate output across industrialized economies. This work of Backus, Kehoe and Kydland has been followed by a large number of empirical studies that reveal a positive and robust link between trade and aggregate comovement, an observation that nowadays represents an empirical regularity. International RBC models, however, still struggle and fall short when attempting to reproduce the extent of this relationship: this is known as the *trade-comovement puzzle*.

To address this puzzle, several RBC approaches have tested a wide variety of factors; ranging from those directly linked to international trade such as intermediate input flows and the number of varieties on imports; to factors linked to the theoretical foundations of RBC approaches. Johnson (2014) represents perhaps the most prominent work among the efforts that uses input trade to solve the puzzle. This author developed a many-countries multi-

⁸Although Almost immediately were created the international approaches having the objective of uncovers the drivers of international synchronization of business cycles.

Figure 2: International Inter-Industry Input Network (2009)
 Author's calculations. *Source:* World Input-Output Database



sectoral RBC model that allows international comovements to be generated by both Value Added and Input Production variations. Although the mere inclusion of input trade does not allows Johnson (2014) to reproduce the extent of the actual trade-comovement correlations, Johnson's approach opened an important avenue of research by incorporating an international *input-output* transmission mechanism to the study of cross-country spillovers. The sustained process of global fragmentation of inter-industry input markets (or global value chains) does render plausible the existence of a meaningful international inter-industry diffusion mechanism of this kind. Moreover, using harmonized series obtained from World Input-Output Table it is also possible to see the importance of input flows in international trade. In this sense, Figure 1 presents a decomposition of total trade by classes of goods obtained for 40 of most advanced economies and shows that, in average and for the period 1996-2009, more than 60 percent of total trade is due to trade in intermediate inputs.

Does international fragmentation of inter-industry chains also imply higher exposure of countries to foreign shocks? In this dissertation I contribute to this literature by highlighting that not only the existence of input flows across countries may foster the propagation of shocks, but that the network structure of these technological links may determine the extent of cross-border spillovers. Figure 2 exposes a network representation of the international inter-industry inputs markets⁹. A total of 1400 industries are represented as nodes (i.e. 35 industries from

⁹That is, it represents graphically the global *input-output* table (WIOT).

40 countries), and their links represent input-output relationships. The size of nodes denotes the importance of each industry as input suppliers within this global production network¹⁰. Moreover, the algorithm used to obtain the network representation is such that it regroups most interconnected industries in "communities". This reveals two patterns: a handful of industries are highly interconnected to the global inter-industry "community" (i.e. the whole network). These industries are those near the center. In contrast, most industries belong only to peripheral "communities". Within peripheral "communities", the size of nodes reveals a certain degree of heterogeneity regarding the network influence of same-community-industries. Network structures of this kind correspond indeed to those highlighted by Acemoglu et al. (2012) and V. M. Carvalho (2014) as being prone to important spillovers.

Are these patterns related to the cross-country contagion? And if so, to what extent does this kind of network configuration affect international business-cycle synchronization? In this dissertation I explore this possibility based on the model proposed by Johnson (2014). I demonstrate that it is possible to summarize the potential of inter-industry networks to induce cross-frontier spillovers based on a set of observable characteristics. My goal is to study a less explored aspect of international contagion across countries: their "membership" of a global production network (see the outline of chapter three below in this introduction.)

Objectives and outline of the thesis

The general hypothesis of this work is that the structure of economies conditions the propagation of shocks. The following questions guide our discussion: Based on their network structure, are modern economies prone to important spillovers? If so, may the network structure of economies predict the actual level of comovement of industrial activity? Since globalization led to international fragmentation of production, may the network structure of international inter-industry value chains foster cross-country spillovers?

Chapter One

In chapter one the objective is to assess empirically the degree of exposition of industrialized economies to non-aggregate shocks. First I present a brief literature review about a classical debate in macroeconomics that has been brought back recently: Can non-aggregate

¹⁰The notion used to compute the importance of nodes is the *Outdegree* centrality. This concept expresses how much of global intermediate consumption is supplied by a particular industry, and therefore, represents a feature of how influential (or essential) are industries within global value chains.

disturbances shape aggregate volatility? This discussion focus mainly in recent advances on this line of research. Second, I expose in detail a theoretical model presented in the seminal work of Acemoglu et al. (2012); a work that motivates the contemporary discussions on the micro-origin of macro-fluctuations, and within which aggregate volatility may be induced by industry-specific shocks. In a broad sense, the theoretical model of Acemoglu et al. (2012) predicts that when few strongly influential input suppliers lead the inter-industry network, idiosyncratic shocks tend to propagate easily. In those cases, the organization of inter-industry technological links is such that allow idiosyncratic shocks to become large network multipliers. Notably, although the work of Acemoglu et al. (2012) is essentially theoretical, it does have empirical implications. It introduces an indicator that allows the quantification of the (theoretical) level of exposition of aggregate production to industry-specific shocks, a characteristic called *network asymmetry*. The higher the network asymmetry, the more likely micro-economic shocks become aggregate fluctuations. Third, I take the indicator proposed by Acemoglu et al. (2012) to study the network asymmetry of a set of industrialized economies. I observe that countries may be more exposed to non-aggregate shocks than the current consensus suggests. I also show that although the asymmetry indicator proposed by Acemoglu et al. (2012) is simple and revealing, its calculation requires an important amount of information (that is not available for most countries.) As an alternative, I introduce two others indicators that do well in characterizing the network asymmetry, and seem useful when the information regarding the inter-industry flows is limited. Finally, using harmonized data, I compute the level of network asymmetry for 40 countries and for the period 1995-2011. Empirical calculations suggest not only that the network asymmetry may indeed be a common characteristic of industrialized economies, but that the network asymmetry seems to be increasing over time.

Chapter Two

In chapter two I study empirically the capacity of inter-industry input networks to amplify idiosyncratic perturbations. I hold that a necessary condition should be met for micro-disturbances to induce aggregate fluctuations in the manner proposed by Acemoglu et al. (2012): that the structure of inter-industry networks conditions the propagation of shocks. Inter-industry covariances are a large part of aggregate volatility in industrialized economies. This observation is consistent with the standard view of business cycles being generated by macro shocks. But it is also consistent with the possibility of business cycles being generated by an inter-industry propagation mechanism. First, I rephrase the *network asymmetry* notion

discussed by Acemoglu et al. (2012) and V. M. Carvalho (2014), that predicts that the diffusion mechanism of shocks get stronger as economies get closer to the hypothetical *star-like* network: that is, when the level of *network asymmetry* increases. Second, using the theoretical model presented by Acemoglu et al. (2012), I demonstrate that it is possible to study the link between the *network asymmetry* and the force of propagation of shocks by studying the short-term dynamics of industry production. In particular, I show that the effect of *network asymmetry* is more likely to be detected through the study of inter-industry synchronization. Third, using the World Input-Output Database (WIOD), I carry out a cross-country analysis over the period 1996-2009 where I conduct a series of linear regressions to study the link between the network asymmetry (measured through four indicators) and the inter-industry synchronization. This link is positive, highly significant and robust to the inclusion of a set control variables. Results suggest that industrial activity is correlated to the organization of production networks, and that industries tend to be more synchronized where production networks are highly dependent on *few very influential input suppliers*. To explore the direction of causality, I use the financial crisis of 2008-2009 as an exogenous shock. An striking result emerges: the response of industrial activity to the global shock was higher in countries where the level of network asymmetry was already high before the crisis. Overall, results are interpreted as the capacity of inter-industry networks to amplify the propagation of shocks. In sum, the contribution of this chapter is to highlight that, irrespectively on the sources of shocks, the structure of inter-industry networks seems to foster their propagation of shocks.

Chapter Three

Chapter three generalizes the notions studied in chapter 1 and 2 to ask whether the organization of international inter-industry input networks (also called global value chains) foster the propagation of shocks across countries. I hold that the ties economies develop through international inter-industry input flows not only allow cross-border spillovers, but also that, depending on the organization of international technological links, the extent of spillovers across countries may be greater in some production-network configurations. To explore this hypothesis, I explore whether the organization of international value chains lies behind the synchronization of international business cycles. First, I expose that the actual network structure of global value chains suggest the presence of a significant cross-country diffusion mechanism. The presence of strongly influential input suppliers at domestic and international level suggests that the network structure of international value chains may ease the diffusion of shocks, and

that the global network as a whole may be prone to considerable spillovers. Second, I present a theoretical model that shows how the network structure of international input-output links may reinforce the transmission channels created by trade in intermediate goods: I call this the *network amplifier*. More importantly, for any pair of economies engaged in input trade, the network amplifier approach predicts that the transmission channels created by trade in intermediate inputs are reinforced when the following (observable) conditions are met: (i) *Suppliers* have a strong domestic diffusion mechanism; (ii) *Buyers* have weakly diversified importing profiles; and (iii) *Buyers* and *Suppliers* depend similarly on critical nodes. Third, I take the model to the data and conduct a series of linear regressions to study the already established link between GDP synchronization and input trade. The empirical results suggest that about two-thirds of the synchronization from input trade reflects the amplification effect resulting from the network structure of international technological links. Overall, this chapter provides new insights into the functioning of cross-country contagion. It shows that some configurations seem to strengthen the complex and sometimes unsuspected mechanisms of cross-country transmission.

Data

Most part of the empirical analysis exposed in this dissertation consists of cross-country estimations. In most cases, this analysis required consistent time series over time and across countries. In particular, most of the empirical analysis here uses information extracted from Input-Output tables that allow the network characterization of inter-industry markets. Since the mere construction of these tables is costly, obtaining comparable data represents in itself a challenge. Hopefully, recent international efforts on data harmonization make possible cross-country empirical analysis such as the one exposed in this dissertation: this is the particular case of the World Input Output Database¹¹.

Cross-Country Harmonized Data: The WIOD

This dissertation uses as major source of information the World Input-Output Table (WIOT) that makes available Input-Output tables for 40 countries along with social accounting statistics. Data are public and available in two versions: the 2013 and the 2016 releases. The differences between these two versions of the WIOT are (a) the classification of economic

¹¹Timmer, Dietzenbacher, Los, Stehrer, and Vries (n.d.)

data, (b) the level of disaggregation of input-output tables and (c) the time period. The 2013 WIOT consists of time series of squared input-output tables for the period 1995-2011 having a degree of disaggregation of 35 industries and where economic activities are classified according to the ISICS Rev.3. In the 2016 WIOT, in contrast, tables are available for the period 2000-2014 with a level of disaggregation of 56 sectors, and are computed according to the ISICS Rev.4 classification system. In this dissertation all empirical estimations are based on the 2013 WIOT, which was the only data available by the time I begin writing this dissertation. Although 2013 WIOT may indeed draw an “out-of-date” picture of advanced economies, the inter-industry propagation mechanism that these tables are intended to characterize remains nowadays “live and well”. Using the 2013 WIOT also allow us to avoid dealing with potential ‘regime changes’ on industry output time series due to the global financial crisis of 2008-2009, since inter-industry flows in volume — on which the main empirical estimations are based — are only available for the period 1996-2009.

A word on data aggregation and classification of industrial activities

Empirical results, descriptive statistics and stylised facts obtained from input-output tables are subject to inaccuracy due to both the degree of aggregation and the classification criteria of industrial activities. This is the particular case of the network asymmetry indicators that are intended to reflect the level of heterogeneity of industries as input suppliers. One industry, for instance, may exhibit an important level of network influence because the input it produces is key for the functioning of the network; or simply because it is composed by sub-industries having moderate levels of influence. In the latter case, aggregation clearly hides the “true” network structure of inter-industry markets. A further stage of this work is to test the robustness of results presented here by using the latest version of the WIOT, where the financial services industry has been broken into sub-categories to better reflect the recent patterns of international flows of financial services across global value chains. Since some services sectors appear as highly influential economic activities when using the 2013 version of WIOT, reproducing the empirical exercise presented here by using the 2016 WIOT is likely to lead to different outcomes.

In addition to empirical issues related to the aggregation level of input-output tables, the way how industrial activities are grouped — or classified — may represent a limitation for results exposed in this dissertation. The 2013 WIOT is based on ISICS Rev.3, a system created in 2002 and updated in 2008 (ISICS Rev.4) to better account for the evolving nature of indus-

trialized economies. This update was intended to better reflect the dynamics of service-based economies by including new industries and by regrouping differently some economic activities. As far as this dissertation is concerned, using 2013 WIOT may tend to underestimate the evolution of leading sectors within most advanced economies, such as that of financial and information services. It could also have an impact on the metrics that summarize the network structure of economies, a characteristic that is key in the empirical analysis presented in this dissertation. Again, replicating the empirical analysis presented here by using the 2016 WIOT could help exploring the extent of this issue, and may potentially give a more accurate picture about the networks structure of industrialized economies and global value chains. In spite of these observations, because results presented here are robust to the way how network asymmetry is computed, as well as to the definition of the network influence of industries, the essence of empirical regularities found in this dissertation are hoped to remain when using latest versions of the WIOT.

Bibliography

- Acemoglu, D., Carvalho, V. M., Ozdaglar, A., & Tahbaz-Salehi, A. (2012). The Network Origins of Aggregate Fluctuations. *Econometrica*, 80(5), 1977-2016. doi: ECTA9623
- Backus, D. K., Kehoe, P. J., & Kydland, F. E. (1992). International real business cycles. *Journal of Political Economy*, 100(4), 745-775. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/2138686>
- Baqaei, D. R., & Farhi, E. (2017, February). *The macroeconomic impact of microeconomic shocks: Beyond hulten's theorem* (Working Paper No. 23145). National Bureau of Economic Research. Retrieved from <http://www.nber.org/papers/w23145> doi: 10.3386/w23145
- Carvalho, V. (2007, November). *Aggregate fluctuations and the network structure of intersectoral trade* (Economics Working Papers No. 1206). Department of Economics and Business, Universitat Pompeu Fabra. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/upf/upfgen/1206.html>
- Carvalho, V. M. (2014, Fall). From Micro to Macro via Production Networks. *Journal of Economic Perspectives*, 28(4), 23-48. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/aea/jecper/v28y2014i4p23-48.html>
- Dupor, B. (1999). Aggregation and irrelevance in multi-sector models. *Journal of Monetary Economics*, 43(2), 391 - 409. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304393298000579> doi: [https://doi.org/10.1016/S0304-3932\(98\)00057-9](https://doi.org/10.1016/S0304-3932(98)00057-9)
- Gabaix, X. (2011, May). The Granular Origins of Aggregate Fluctuations. *Econometrica*, 79(3), 733-772. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/ecm/emetrp/v79y2011i3p733-772.html>
- Horvath, M. (1998). Cyclicalities and sectoral linkages: Aggregate fluctuations from independent sectoral shocks. *Journal of Economic Dynamics*, 1, 781-808.
- Johnson, R. C. (2014, October). Trade in Intermediate Inputs and Business Cycle Comovement. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 6(4), 39-83.
- Long, J., John B, & Plosser, C. I. (1983, February). Real Business Cycles. *Journal of Political Economy*, 91(1), 39-69. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/ucp/jpolec/v91y1983i1p39-69.html>
- Lucas, R. E. (1977). Understanding business cycles. *Carnegie-Rochester Conference Series on*

Public Policy, 5(1), 7-29. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/eee/crcspp/v5y1977ip7-29.html>

Timmer, M. P., Dietzenbacher, E., Los, B., Stehrer, R., & Vries, G. J. (n.d.). An illustrated user guide to the world input–output database: the case of global automotive production. *Review of International Economics*, 23.

Chapter 1

Le Mécanisme de Propagation Inter-Sectoriel

Contents

1.1	Introduction	19
1.2	Revue de littérature	22
1.3	Le modèle	26
1.3.1	Consommation	26
1.3.2	Production	27
1.3.3	L'équilibre	28
1.3.4	La transmission des chocs et les fluctuations agrégées	30
1.4	Mesurer l'asymétrie des économies	34
1.4.1	Asymétrie mesurée par le paramètre de la fonction de répartition des vecteurs de centralité	35
1.4.2	Comparaison internationale	50
1.5	Conclusion	55
	Bibliography	56
	Appendices	59
1.A	Ajustement à une loi de Puissance: Technique de Kolmogorov- Smirnov	59
1.B	Most Influential Industries	60

1.1 Introduction

En mai 2017 le grand constructeur d'automobiles BMW a dû arrêter sa production dans trois de ses usines. Un de ses fournisseur, Bosch, s'est retrouvé dans l'impossibilité d'assurer la livraison des pièces:

”Une pénurie de composants de direction fournis par Bosch, le plus grand fournisseur mondial de pièces automobiles, ralentit actuellement la production de BMW. [...] Bosch, à son tour, a rejeté le problème sur un fournisseur en Italie qui lui fournit un composant majeur du système de direction”¹.

La semaine d'après, Bosch décida d'absorber son sous-traitant pour ainsi assurer les commandes de BMW. Cette situation n'est pas inédite. Lors de la crise financière de 2008, le PDG de Bosch a déclaré que la compagnie était prête à aider certains de ses fournisseurs qui rencontreraient des difficultés financières, mais qu'il serait néanmoins impossible d'absorber la totalité de la chaîne de valeur.

Cette situation exemplifie deux des caractéristiques des économies modernes, où la grande majorité de secteurs sous-traitent une partie (parfois non négligeable) de la chaîne de production. D'une part, les unités productives deviennent de plus en plus interdépendantes, donnant comme résultat que des firmes de la taille de BMW soient désormais davantage soumises à des perturbations subies par les fournisseurs de leurs fournisseurs. D'autre part, même si cette situation semble être propre de la façon de produire ”just-in-time” qui caractérise la filière automobile, cette situation met en lumière que certains fournisseurs peuvent avoir une forte influence sur ses clients lorsque ces derniers développent une forte dépendance technologique. Ceci pourrait d'ailleurs être le cas de l'industrie de automobile au niveau global:

”Pour les constructeurs d'automobiles [...] une dépendance de plus en plus importante à un petit nombre de fournisseurs est en train de faire changer le rapport de forces dans ce secteur. Ce sont maintenant les constructeurs des parts sous le capot; et non pas les propriétaires de la marque, la force dominante dans les liens fournisseur-client”².

Ces dépendances sont-elles susceptibles d'affecter la façon dont les perturbations se propagent au niveau agrégé? Est-il envisageable qu'une économie développe en son sein une forte

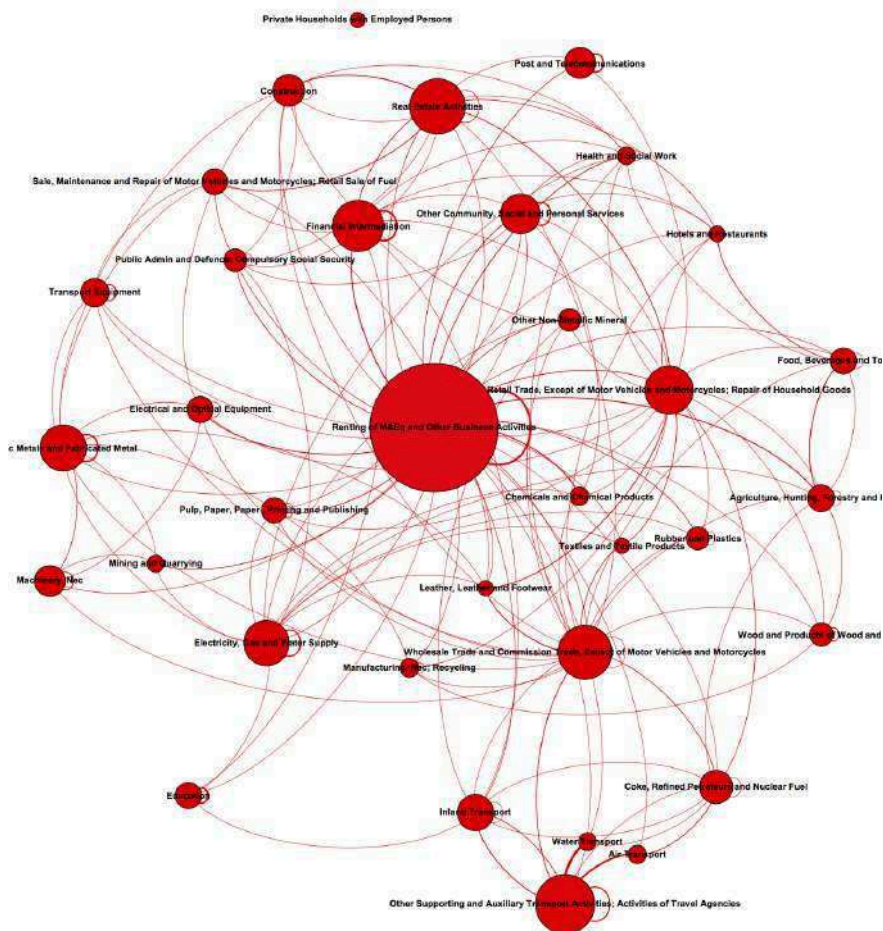
¹*Les Echos*, 29/05/2017, Article: ”Une pénurie de composants Bosch ralentit la production de BMW”

²Extrait d'article: ”Age of mega suppliers heralds danger for carmakers”, *Financial Times*, Henry Foy, 18/05/2014.

dépendance à certains inputs au point de voir émerger des fournisseurs ayant une importance clé (on peut penser à la fourniture d'électricité ou à la production de services bancaires)? La dynamique de l'économie agrégée peut-elle être particulièrement sensible aux perturbations subis par certains fournisseurs? Ces questions ont été remises sur la table récemment par une littérature théorique qui étudie l'origine des fluctuations agrégées. Le but de ce chapitre est de reprendre certaines de ces propositions théoriques, et de calculer pour plusieurs pays des indicateurs compatibles avec les modèles théoriques et qui mesurent le niveau potentiel d'exposition d'une économie aux chocs d'un petit groupe de secteurs fournisseurs d'inputs. Notons qu'il ne s'agit pas ici de quantifier ex-post les chocs effectivement subis par les différents secteurs des économies mais plutôt de mesurer, sur la base de l'organisation des échanges inter-industriels, la sensibilité potentielle des économies à certains chocs sectoriels.

La base de la littérature théorique mobilisée ici est d'envisager chaque économie comme un réseau dans lequel les secteurs inter-agissent pour produire. Une fois ceci posé, il est possible d'identifier des configurations du réseau de production faisant émerger des secteurs *meneurs* et des secteurs *suiveurs*. Dans certaines de ces configurations, le réseau inter-sectoriel dans son ensemble peut être particulièrement dépendant et sensible aux perturbations de certains fournisseurs. L'article d'Acemoglu, Carvalho, Ozdaglar, and Tahbaz-Salehi (2012) démontre par ailleurs que lorsque cela est le cas, le réseau de production inter-sectoriel propage et amplifie certains chocs sectoriels, au point de permettre à certaines perturbations micro-économiques (c'est à dire ici au niveau du secteur) d'affecter la production agrégée et le PIB. Le travail d'Acemoglu et de ses co-auteurs est proche des travaux mettant en avant le rôle joué par la "granularité" dans les économies, c'est à dire la sensibilité de l'activité agrégée à l'activité d'un nombre réduit d'acteurs. Acemoglu et al. (2012) établissent qu'une condition suffisante à l'existence de granularité dans une économie peut être dérivée du degré d'*asymétrie du réseau inter-sectoriel*. Le but de ce chapitre est de rappeler les bases théoriques de l'approche proposée par Acemoglu et al. (2012), et de mettre en place un exercice empirique pour mesurer le niveau de granularité d'une quarantaine d'économies développées ou émergentes.

Figure 1: Réseau de Production Allemand (2011).
Calcul de l'auteur. *Source:* EUROSTAT



Le but est en effet de vérifier empiriquement que les configurations de réseau identifiées par Acemoglu et ses co-auteurs comme susceptibles de propager et d'amplifier certains chocs sectoriels correspondent à des configurations que l'on observe dans les économies. Le graphique (1) fournit une représentation schématique du réseau de production inter-sectoriel Allemand en 2011. Ce graphique est construit en utilisant l'information issue du tableaux entrées-sorties en euros de 2011. Chaque cercle (ou nœud) représente un secteur, et les traits dénotent des flux d'inputs. La taille des secteurs représente le degré d'importance totale (on parlera par la suite d'"influence") de chaque secteur en tant que fournisseur de biens intermédiaires au

sein du réseau³. Nous observons que tous les secteurs n'ont pas le même niveau d'influence. Plus important encore, un petit nombre de fournisseurs semble posséder un degré d'influence relativement élevé, tandis que la plupart ont un niveau d'influence modéré ou faible. Il est ainsi probable que l'asymétrie du réseau de production allemand soit élevée. Comme mis en évidence par l'exemple auparavant de BMW, ceci implique que l'économie allemande pourrait être particulièrement sensible aux perturbations subies par certains secteurs clés. Cette même caractéristique a aussi été observée par Acemoglu et al. (2012) pour les États-Unis. Un des objectifs de ce chapitre est d'étudier si cette asymétrie se retrouve dans la plupart des économies développées et émergentes. Si tel était le cas, ceci fournirait des éléments concernant l'éventuel origine microéconomique des fluctuations agrégées.

Ce chapitre est organisé de la façon suivante. La prochaine section présente une brève revue de littérature concernant l'origine non-macroéconomique des fluctuations agrégées. La section (1.3) présente en détail le modèle théorique exposé par Acemoglu et al. (2012) pour caractériser le mécanisme de propagation inter-sectoriel et sa capacité à amplifier les chocs idiosyncratiques au sein d'une économie fermée. La section (1.4) présente un exercice empirique ayant comme but de quantifier le degré d'asymétrie d'un groupe d'économies, de les comparer et d'observer l'évolution de cette asymétrie dans le temps. Finalement la section (1.5) conclue et met en perspective les concepts qui seront développés dans le reste de la thèse découlant de la notion d'asymétrie de réseau.

1.2 Revue de littérature

Les fluctuations des économies observées au niveau agrégé ont-elles pour origine des chocs microéconomiques, c'est à dire, par des chocs subis par des firmes ou secteurs? Cette question continue à interpeller les macroéconomistes dont les discussions contemporaines font souvent référence à Lucas (1977). En évoquant le principe de la loi des grands nombres, Lucas explique qu'aucune entité microéconomique n'aurait la capacité d'influencer le cycle, puisque les chocs idiosyncratiques tendent à se compenser les uns avec les autres. Cette vue a depuis été remise en question. On peut classer en deux groupes, les contributions théoriques et empiriques étudiant la pertinence de l'argument de diversification de Lucas. Un premier groupe, relativement récent, étudie le rôle des grandes firmes dans le cycle économique; le second, de tradition plus ancienne, étudie le cycle d'affaires en se basant sur des modèles multi-sectoriels.

³Nous reviendrons plus loin dans ce chapitre sur les différentes notions tirées de la théorie des réseaux.

Concernant les travaux centrés sur les firmes individuelles, les travaux théoriques de Jovanovic (1987), Durlauf (1993) et Bak, Chen, Scheinkman, and Woodford (1993) ont ouvert la possibilité des effets en cascades allant de l'échelle micro à l'échelle macro. Plus récemment, Gabaix (2011) démontre que la volatilité des plus grandes firmes aux États-Unis pourrait expliquer un pourcentage non-négligeable de la volatilité du PIB. Un résultat clé de Gabaix est de démontrer que la loi de grands nombre (en référence à l'argument de Lucas) ne s'applique plus lorsque les firmes sont extrêmement hétérogènes en taille, ce qui est le cas dans les économies développées. Dans cette lignée, Carvalho and Gabaix (2013) démontrent que la volatilité au niveau de firmes explique assez bien la volatilité de la série historique du PIB aux États-Unis. Sur la même ligne de recherche mais dans le cas de la France, diGiovanni, Levchenko, and Mejean (2014) trouvent que, sur la période allant de 1990 à 2007, 80 pourcent de la volatilité du PIB est expliqué par la volatilité des firmes.

Le présent chapitre, comme le reste de cette thèse, s'inscrit dans la lignée des modèles multi-sectoriels. Cette littérature est basée en grande partie sur le travail de Long and Plosser (1983), où l'économie est représentée par un ensemble de secteurs qui produisent en concurrence parfaite en utilisant des inputs primaires (travail) et une variété d'inputs intermédiaires. Le travail de Long et Plosser est l'un des premiers à démontrer qu'une économie multi-sectorielle permettait aux chocs sectoriels de reproduire certains aspects de cycles des affaires au niveau agrégé, tel qu'une corrélation des séries de prix et de production entre secteurs, ainsi que la persistance inter-temporelle des chocs. On reconnaît deux sous-branches qui découlent du papier précurseur de Long et Plosser. Une première littérature qui admet l'existence des chocs macroéconomiques et microéconomiques, et dont l'objectif est de quantifier le rôle de chaque type de choc dans les fluctuations du PIB. Et une deuxième sous-branche laquelle en faisant abstraction des chocs agrégés a pour but d'étudier sous quelles circonstances certains secteurs pourraient individuellement avoir une influence sur la dynamique du PIB.

Ce chapitre se place dans cette dernière sous-branche dérivée de Long and Plosser (1983). L'argument central derrière cette littérature souligne que les interactions du type input-output non seulement génèrent un co-mouvement entre secteurs, mais surtout que l'organisation des liens technologiques conditionne la force de propagation des chocs idiosyncratiques dans l'économie. Cet argument a été à l'origine d'un débat assez connu entre Dupor (1999) et Horvath (1998, 2000), dont les arguments ont été unifiés par Acemoglu et al. (2012). Au sein de ce débat, une question précise: quelle est la "vitesse" à laquelle les chocs sectoriels se dissipent ? c'est à dire, quel est le niveau de désagrégation requis pour que la loi de grands

nombre ait une chance de s'appliquer ? En pratique répondre à cette question implique (1) de calibrer une économie multi-secteurs pour différents niveaux de désagrégation des tableaux d'entrées-sorties; (2) de calculer la volatilité du PIB pour chaque niveau de désagrégation; et (3) d'observer si la volatilité agrégée diminue avec le niveau de désagrégation (notons-le n). L'intuition derrière cette approche est, encore une fois, qu'au fur et à mesure qu'on désagrège une économie (n augmente), les chocs sectoriels ont tendance à se compenser, pour perdre *in fine* leur capacité d'influencer l'agrégat. Dans ce cadre, la question est donc de savoir si la "vitesse" de dissipation des chocs est proche de $n^{-1/2}$, la vitesse implicite découlant de l'application de la loi de grands nombres.

Dans sa thèse, Horvath est le premier à souligner que la volatilité agrégée est conditionnée par la structure du tableau entrées-sorties et pas uniquement par le niveau de désagrégation considéré. Plus important encore, il souligne que la vitesse de dissipation des chocs prédite par la loi de grands nombres ne correspond qu'à un cas précis parmi un ensemble de possibilités. Au contraire, Dupor (1999) montre que la loi des grands nombres s'applique à un ensemble suffisamment élevé de cas, et qu'il est donc possible de généraliser son utilisation. Par ailleurs, Dupor affirme qu'aucune configuration des liens input-output n'est susceptible de générer la volatilité nécessaire pour affecter la dynamique agrégée. Le débat a été éclairci par Horvath qui montre que les résultats contradictoires des travaux de Dupor et des siens résultent d'un élément clé du mécanisme de propagation de chocs: l'hétérogénéité des fournisseurs d'input intermédiaires. Alors que le modèle de Dupor suppose une homogénéité entre secteurs quant à leur rôle des fournisseurs d'inputs, Horvath ne fait pas cette hypothèse et autorise la cohabitation de grands et de petits fournisseurs. En particulier, dans le modèle de Horvath la présence d'un petit nombre de grands fournisseurs permet aux chocs idiosyncratiques de se propager avec moins d'obstacles. En faveur de son hypothèse, dans un exercice empirique, Horvath (1998) observe que bien que la volatilité diminue avec le niveau de désagrégation des tableaux (comme le prédit l'approche de Lucas), la vitesse de diminution est inférieure à celle prédite par la loi de grands nombres. Horvath démontre ainsi que lorsque les grands fournisseurs existent même à hauts niveaux de désagrégation, la désagrégation des données ne suffit pas à compenser la capacité des secteurs clés à influencer la volatilité agrégée.

Ce débat a été repris par Acemoglu et al. (2012), qui généralisent et formalisent théoriquement les observations faites par Horvath(1998, 2000) et Dupor (1999). Acemoglu et ses coauteurs parviennent à démontrer théoriquement (et non sur la base de simulations comme c'est le cas chez Horvath et Dupor) qu'en effet la vitesse à la quelle la volatilité diminue avec le niveau

de désagrégation de l'économie n'est pas une constante, mais qu'elle est conditionnée par la structure du réseau inter-sectoriel. Alors que Horvath attribue déjà la granularité d'une économie à la structure des tableaux d'entrées-sorties, Acemoglu et al. (2012) démontrent plus précisément que celle-ci est déterminée par la distribution de l'influence des secteurs en tant que fournisseurs (directs et/ou indirects) de biens intermédiaires. Lorsque le niveau d'influence est très hétérogène; par exemple lorsque l'économie est dépendante d'un petit nombre de fournisseurs clés, le réseau inter-sectoriel amplifie les chocs et génère des effets en cascade pouvant par la suite affecter la dynamique du PIB. Acemoglu et ses coauteurs théorisent ainsi l'origine microéconomique des fluctuations agrégées des économies multi-sectorielles. Ils fournissent aussi un élément central pour l'analyse empirique : plutôt que d'avoir à travailler avec l'entière du réseau (ce qui oblige à recourir à des simulations), la capacité du réseau à propager et amplifier les chocs peut se résumer à une seule caractéristique, son asymétrie.

Où en sommes nous des applications empiriques de ces travaux ? Les travaux se multiplient, mais l'évidence actuelle ne fait pas consensus. Par exemple, les travaux empiriques de Foerster, Sarte, and Watson (2011) et Atalay (2017) ont pour objectif commun d'étudier la contribution des chocs idiosyncratiques à la volatilité agrégée; mais leurs résultats sont opposés. Foerster et ses coauteurs trouvent que la source principale de volatilité du PIB sont les chocs agrégés. Leur méthode consiste en l'estimation d'un vecteur de chocs de productivité pour les États-Unis, vecteur sur lequel ils appliquent une décomposition factorielle. Ils soulignent que bien que pour la période 1972-1983 la principale source de volatilité sont les chocs agrégés, sur la période 1984 et 2007 le rôle de la covariance entre secteurs dans la volatilité agrégée a fortement augmenté. Atalay, en revanche, observe qu'une part non négligeable de la variance du PIB (63 pourcent) est expliquée par des chocs sectoriels. Une des principales différences entre les travaux d'Atalay et de Foerster concerne les hypothèses concernant l'élasticité de substitution entre les inputs intermédiaires et les inputs primaires capital et travail (notons-la $\varepsilon_{(Q)}$). Comme dans la plupart de travaux, Foerster et ses coauteurs supposent que cette l'élasticité de substitution est égale à 1, ce qui implique que suite à un choc sur un input intermédiaire (disons provoquant une augmentation de son prix), ce dernier peut être remplacé par d'avantage de travail ou de capital, et donc suppose implicitement une fonction de coûts invariante. Atalay suggère que cette hypothèse sous-estime la volatilité des prix relatifs des inputs, et donc la contribution des chocs sectoriels dans la volatilité agrégée. Pour corroborer sa critique, Atalay estime le paramètre $\varepsilon_{(Q)}$ et observe qu'il est compris entre 0 et 0.15, ce qui suggère une forte complémentarité entre inputs. Atalay démontre ainsi que pour représenter

adéquatement la place des chocs sectoriels dans la volatilité agrégée, il est fondamental de caractériser la forte complémentarité entre les inputs intermédiaires et le reste des inputs.

Un des objectifs du présent chapitre est de contribuer à cette littérature empirique qui explore le mécanisme de propagation inter-sectoriel. Nous cherchons à répliquer l'application empirique mise en place par Acemoglu et al. (2012), laquelle a pour but de quantifier le degré d'exposition théorique d'une économie aux chocs subis par ses fournisseurs clés. Dans la prochaine sous-section nous expliquons en détail le modèle présenté par Acemoglu et al. (2012), et nous donnons les fondements théoriques sur lesquels est basé notre exercice empirique de la section 1.4.

1.3 Le modèle

Cette section présente un modèle initialement proposé par Long and Plosser (1983), et dont une version simplifiée avec un seul ou deux secteurs seulement a servi de base au développement des modèles empiriques d'analyse du cycle des affaires. Dans sa version initiale à n secteurs (avec n potentiellement grand) il permet de décrire les interactions entre secteurs de l'économie via les consommations intermédiaires.

On considère une économie dont la production agrégée est issue de n secteurs, chaque secteur étant composé d'une firme représentative. Dans cette économie, la production de chaque secteur peut être allouée à la consommation finale et/ou utilisée comme *input* par d'autres secteurs de l'économie. Les échanges d'inputs entre secteurs constituent le réseau de production. Le côté consommation finale résulte des choix d'un ménage représentatif qui alloue sa consommation à un panier de biens finals. Ce ménage représentatif alloue son travail aux différents secteurs de l'économie. L'offre de travail totale est inélastique au salaire. Le modèle est statique. Il n'y a en effet ni épargne ni capital dans cette version la plus simple⁴.

1.3.1 Consommation

Le ménage représentatif est doté d'une unité de travail l qu'il offre aux n secteurs de l'économie, pour un salaire unitaire h identique entre les secteurs. Il consomme un panier de n biens finaux

⁴Il est possible d'ajouter du capital et une dynamique au modèle, cela complique la présentation mais ne change rien au principe du mécanisme de transmission des chocs entre secteurs.

de façon à maximiser son utilité instantanée.

$$\max_{\{c_i\}_{i=1}^n} u(c_1, c_2, \dots, c_n) = A \prod_{i=1}^n (c_i)^{1/n} \quad (1.1)$$

s.c.

$$\sum_{i=1}^n p_i c_i = h l_i$$

où c_i et p_i représentent respectivement la consommation et le prix du bien final i , et A une constante d'échelle.

L'utilité du ménage est maximale pour un panier de consommation tel que:

$$p_i c_i = \frac{h}{n} \quad (1.2)$$

Le ménage représentatif alloue son revenu (c'est à dire ici son salaire) h de façon égale entre le n produits de l'économie. Le vecteur des consommations optimales en valeur \mathbf{C} s'écrit alors :

$$\mathbf{C} = \frac{h}{n} \mathbf{1}$$

avec $\mathbf{C} = [p_1 c_1 \quad p_2 c_2 \quad \dots \quad p_n c_n]^T$ et $\mathbf{1}$ le vecteur unitaire.

1.3.2 Production

La firme représentative du secteur i produit en transformant des inputs selon une fonction de production *Cobb-Douglas* définie par:

$$x_i = z_i^\alpha l_i^\alpha \prod_j^n x_{ij}^{(1-\alpha)\omega_{ij}} \quad (1.3)$$

où l_i dénote le facteur travail; $\alpha \in (0, 1)$; x_{ij} représente la quantité du bien j qu'utilise le secteur i ; et z_i dénote un choc de productivité spécifique au secteur i . Les chocs de productivité sont supposés indépendants et identiquement distribués entre secteurs pour $\forall i = 1, \dots, n$. Finalement, le paramètre ω_{ij} correspond à la part de la consommation intermédiaire totale en valeur du secteur i , qui est satisfaite par le secteur j . Par exemple, si $\omega_{ij} = 0$ alors le secteur j n'est pas un fournisseur de biens intermédiaires de i . Au contraire, $\omega_{ij} = 1$ indique que la consommation intermédiaire du secteur i est entièrement satisfaite par le secteur j .

La firme du secteur i choisit son niveau de production en maximisant son profit et en prenant le salaire h , le prix de ses consommations intermédiaires et celui du bien qu'elle

produit de son bien p_i comme fixés. Elle résout le programme suivant:

$$\max_{\{x_{ij}\}_{j=1}^n, l_i} p_i x_i - h l_i - \sum_{j=1}^n p_j x_{ij} \quad (1.4)$$

$$\text{s.c. } \{ \text{Contrainte Technologique (Eq. 1.3), } l_i \geq 0, x_{ij} \geq 0 \}$$

La demande optimale d'inputs $(l_i, (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}))$ est telle que:

$$l_i = \frac{\alpha p_i x_i}{h} \quad (1.5)$$

$$x_{ij} = \frac{p_i (1 - \alpha) \omega_{ij} x_i}{p_j} \quad (1.6)$$

1.3.3 L'équilibre

Étant donnés l'ensemble des prix (p_1, p_2, \dots, p_n) et le salaire h , le marché du bien et le marché du travail sont équilibrés, c'est à dire:

$$c_i + \sum_j^n x_{ji} = x_i \quad (1.7)$$

$$\sum_i^n l_i = 1 \quad (1.8)$$

L'équilibre *ressources - emplois* en valeur d'un secteur s'écrit :

$$p_i x_i = p_i c_i + \sum_{j=1}^n p_j x_{ji} \quad (1.9)$$

Et l'on représente l'équilibre simultané de tous les secteurs de l'économie en combinant les équations les équations (1.6) et (1.9):

$$\mathbf{S}_{(n \times 1)} = \mathbf{C}_{(n \times 1)} + (1 - \alpha) \mathbf{W}_{(n \times n)}^T \mathbf{S}_{(n \times 1)} \quad (1.10)$$

où $\mathbf{S} = [p_1 x_1 \quad p_2 x_2 \quad \dots \quad p_n x_n]^T$, $\mathbf{W} = [\omega_{ij}]$ la matrice caractérisant les échanges inter-sectoriels et $\mathbf{I}_{(n \times n)}$ la matrice identité. Finalement, le vecteur des productions sectorielles s'écrit :

$$\mathbf{S} = [\mathbf{I} - (1 - \alpha) \mathbf{W}^T]^{-1} \mathbf{C} \quad (1.11)$$

$$\mathbf{S} = [\mathbf{I} - (1 - \alpha) \mathbf{W}^T]^{-1} \left(\frac{h}{n} \right) \mathbf{1} \quad (1.12)$$

$$\mathbf{S} = \begin{pmatrix} h \\ \alpha \end{pmatrix} \mathbf{v} \quad (1.13)$$

avec $\mathbf{v} = \frac{\alpha}{n} [\mathbf{I} - (1 - \alpha)\mathbf{W}^T]^{-1}$.

En utilisant le fait que $\alpha \equiv \frac{h}{\sum_{i=1}^n p_i x_i}$, on obtient

$$v_i = \frac{p_i x_i}{\sum_{i=1}^n p_i x_i} \quad (1.14)$$

Le vecteur \mathbf{v} est donc composé des parts de chaque secteur dans le total de la production (pas du PIB) en valeur.

Dans cette économie, la valeur ajoutée en valeur (et donc le PIB nominal) est simplement h , le montant des salaires perçus dans l'économie. En substituant les demandes d'inputs (Eq. (1.5) et Eq. (1.6)) dans la fonction de production, les salaires versés dans l'économie peuvent s'écrire en fonction des chocs de productivité de chaque secteur et d'une constante indépendante des chocs de productivité :

$$h = \exp \left\{ \sum_{i=1}^n v_i \ln(z_i) + \mu \right\} \quad (1.15)$$

avec

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log(p_i) + \frac{\alpha \log(\alpha) + (1 - \alpha) \log(1 - \alpha)}{\alpha} + \frac{(1 - \alpha)}{\alpha} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n v_i \omega_{ij} \log(\omega_{ij}) \quad (1.16)$$

En définissant l'indice de prix tel que:

$$P = \frac{n}{A} \prod_{i=1}^n (p_i)^{1/n} \quad (1.17)$$

avec

$$A = n \times \exp \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log(p_i) - \mu \right\} \quad (1.18)$$

Le logarithme du PIB réel ($\ln(h) - \ln(P)$) s'écrit:

$$y = \ln(h) - \ln(P) = \sum_{i=1}^n v_i \ln(z_i) \quad (1.19)$$

Ainsi, pour cette économie, l'écart du PIB réel à une moyenne μ peut s'écrire comme une somme pondérée des chocs de productivité, chaque choc sectoriel étant pondéré par la part

des ventes du secteur dans les ventes totales de l'économie. Un résultat déjà présent chez Hulten (1978) et Gabaix (2011).

1.3.4 La transmission des chocs et les fluctuations agrégées

1.3.4.1 Exemple de la diffusion d'un choc de productivité

Nous reconstituons ici les conséquences d'un choc de productivité dans un secteur donné pour comprendre les enchaînements dans l'équilibre simultané. Le but est d'exposer comment un choc de productivité chez un fournisseur se propage en aval en affectant le prix de ses secteurs clients. Il suffit d'obtenir la fonction d'offre de chaque secteur en remplaçant les demandes optimales d'inputs (Eq. (1.5) et Eq. (1.6)) sur la contrainte technologique (Eq. (1.3)). Pour le secteur i la fonction d'offre est donnée par:

$$p_i^{-1} = \left[\alpha \frac{z_i}{h} \right]^\alpha \prod_{j=1}^n \left[(1 - \alpha) \omega_{ij} p_j^{-1} \right]^{(1-\alpha)\omega_{ij}} \quad (1.20)$$

On constate que les chocs positifs de productivité ($\Delta^+ z_i$) sont associés à des variations négatives des prix ($\Delta^- p_i$). Les variations proportionnelles de la fonction d'offre à l'équilibre sont données par:

$$\Delta \left(\log(p_i^{-1}) \right) = \alpha \Delta \left(\log(z_i) \right) + (1 - \alpha) \sum_{j=1}^n \omega_{ij} \Delta \left(\log(p_j^{-1}) \right) \quad (1.21)$$

Cette dernière équation met en lumière les enchaînements à l'équilibre: lorsqu'un fournisseur j subit un choc de productivité positif, son prix d'équilibre (p_j) est réduit, ce qui accroît la demande pour son produit par son client i et l'incite à produire davantage et à baisser son prix p_j . Cette transmission de chocs fournisseur-client étant proportionnelle au paramètre ω_{ij} . En représentant l'équilibre simultané on obtient:

$$\hat{\mathbf{P}}_{(n \times 1)} = \alpha [\mathbf{I} - (1 - \alpha)\mathbf{W}]^{-1} \hat{\mathbf{Z}}_{(n \times 1)} \quad (1.22)$$

où $\hat{\mathbf{P}} = [\Delta \log(p_1^{-1}) \ \Delta \log(p_2^{-1}) \ \dots \ \Delta \log(p_n^{-1})]^T$, $\hat{\mathbf{Z}} = [\Delta \log(z_1) \ \Delta \log(z_2) \ \dots \ \Delta \log(z_n)]^T$.

Cette dernière équation expose qu'un choc de productivité déclenche directe et indirectement tout un ensemble d'ajustements des prix au sein du réseau inter-sectoriel formant ainsi un effet multiplicateur. Pour observer ce qui se passe à chaque étape de l'effet contagion, il

est possible de réexprimer le multiplicateur par l'approximation suivante:

$$[\mathbf{I} - (1 - \alpha)\mathbf{W}]^{-1} = \sum_{k=0}^{\infty} (1 - \alpha)^k \mathbf{W}^k \quad (1.23)$$

L'effet immédiat d'un choc de productivité peut être représenté par la premier approximation de l'équation (1.23) (i.e. avec $k \leq 1$). L'équilibre simultané devient:

$$\underset{(n \times 1)}{\hat{\mathbf{P}}} = \alpha [\mathbf{I} + (1 - \alpha)\mathbf{W}] \underset{(n \times 1)}{\hat{\mathbf{Z}}} \quad (1.24)$$

Supposons qu'une industry j subis un choc tel que $\hat{z}_j = 1$, où \hat{z}_j est l'élément j du vecteur $\hat{\mathbf{Z}}$.

L'effet *direct*, ou de premier tour, provoqué par un choc sur j est capturé par:

$$(1 - \alpha)\mathbf{W}_j \quad (1.25)$$

où $\mathbf{W}_j = [\omega_{1j} \ \omega_{2j} \ \dots \ \omega_{nj}]^T$, dénote la j ème colonne de la matrice \mathbf{W} .⁵

La somme des éléments de \mathbf{W}_j est donc une mesure de la diffusion directe du choc de productivité subi par le secteur j , laquelle est simplement la somme de toutes les contributions en pourcentage de j aux autres secteurs de l'économie. Cet indicateur est connu comme le *degré de premier ordre* (noté $d_j^{(1)}$):

$$d_j^{(1)} = \mathbf{1}^T \mathbf{W}_j = \sum_{i=1}^n \omega_{ij} \quad (1.27)$$

où $\mathbf{1}$ représente le vecteur unitaire. Une valeur élevée de $d_j^{(1)}$ indique que le secteur j satisfait une grande partie des consommations intermédiaires des secteurs de l'économie, et, qu'en conséquence, l'économie dans son ensemble est très exposée aux chocs de productivité qu'il subit. Cet indicateur est aussi nommé "centralité" (directe) en théorie des réseaux. Mais l'ajustement ne s'arrête pas à ce premier niveau de transmission. Il y a un second ajustement à mesure que les secteurs en aval du secteur j augmentent leur production et que les secteurs en aval de ces secteurs sont à leur tour affectés. Pour capturer l'effet de second tour, il convient

⁵Dans une perspective de comptabilité nationale, la matrice \mathbf{W} est la transposée de la matrice de coefficient techniques de Leontief (\mathbf{A}):

$$\mathbf{W}' = \mathbf{A} = \{a_{ij}\} \forall i, j = 1 \dots n \quad (1.26)$$

où $a_{ij} = \frac{IO_{ij}}{Tot(j)}$, IO_{ij} dénote l'élément (i,j) d'une matrice entrées-sorties, et $Tot(j)$ la production totale du secteur j . L'élément $a_{ij} = \omega_{ji}$ correspond ainsi à la quantité d'input i , par unité de production du secteur j .

d'exprimer l'équilibre à partir de l'approximation de deuxième ordre de l'effet multiplicateur. L'équilibre simultané devient:

$$\hat{\mathbf{P}} = \alpha [\mathbf{I} + (1 - \alpha)\mathbf{W} + (1 - \alpha)^2\mathbf{W}^2] \hat{\mathbf{Z}} \quad (1.28)$$

Encore une fois, pour un choc tel que $\hat{z}_i = 1$, les ajustements de "second tour" sont exprimés par :

$$(1 - \alpha)^2 (\mathbf{W}^2)_j \quad (1.29)$$

où $(\mathbf{W}^2)_j$, la j ème colonne de la matrice \mathbf{W}^2 . Les ajustements se reproduisent au pas suivant, et ainsi de suite, de sorte que l'impact d'ordre k est reflété par :

$$(1 - \alpha)^k (\mathbf{W}^k)_j \quad (1.30)$$

L'indicateur de *degré de premier ordre* défini plus haut ne donne donc qu'une mesure partielle de la capacité d'un secteur à transmettre des chocs à l'ensemble de l'économie. Notamment, il se peut qu'un secteur j ayant un faible niveau de centralité directe soit un fournisseur clé d'un autre secteur i au degré de centralité directe élevé. Dans ce cas, malgré son faible niveau de centralité, le secteur j peut avoir une forte influence (indirecte) sur l'ensemble de l'économie, laquelle est alors exercée à travers son influence sur le secteur i . L'indicateur de *degré de deuxième ordre* permet de tenir compte de cet enchaînement. Il est défini par:

$$d_j^{(2)} = \mathbf{1}^T (\mathbf{W}^2)_j = \sum_{i=1}^n d_i^{(1)} \omega_{ij} \quad (1.31)$$

La mesure la plus complète de centralité est celle qui considère non seulement l'influence directe et celle d'ordre deux, mais aussi l'influence indirecte exercée un nombre infini de pas en aval dans la chaîne de production. Ceci est possible à travers ce que Acemoglu et al. (2012) nomme le vecteur d'influence, lequel est défini par:

$$\mathbf{v} = \frac{\alpha}{n} [\mathbf{I} - (1 - \alpha)\mathbf{W}']^{-1} \mathbf{1} \quad (1.32)$$

qui est identique au vecteur \mathbf{v} déjà rencontré plus haut dans le calcul de l'équilibre du modèle.

Ce vecteur d'influence, qui est aussi le vecteur des ventes comme nous l'avons vu plus haut, peut aussi s'écrire comme la somme pondérée des vecteurs de centralité de degré à l'ordre infini:

$$\mathbf{v} = \frac{\alpha}{n} [\mathbf{I} - (1 - \alpha)\mathbf{W}']^{-1} \mathbf{1} = \frac{\alpha}{n} [\mathbf{I} + (1 - \alpha)\mathbf{D}_1 + (1 - \alpha)^2\mathbf{D}_2 + \dots(1 - \alpha)^\infty\mathbf{D}_\infty] \quad (1.33)$$

où $\mathbf{D}_k = (\mathbf{W}')^k \mathbf{1}$ est un vecteur dont l'élément i correspond au niveau *centralité de degré* d'ordre k d'un secteur $i \in n$, $d_i^{(k)}$.

1.3.4.2 Les fluctuations agrégées

En suivant l'équation (1.19), la volatilité du PIB agrégée peut être définie de la façon suivante:

$$\sqrt{Var(y)} = \sqrt{Var\left(\sum_{i=1}^n v_i \ln(z_i)\right)} \quad (1.34)$$

ou encore,

$$\sqrt{Var(y)} = \sqrt{\sum_{i=1}^n v_i^2 \sigma^2} \quad (1.35)$$

où σ^2 dénote la variance des chocs de productivité. Encore une fois, cette dernière expression implique que les secteurs le plus influents ont un apport plus important dans les fluctuations de la production agrégée.

Un des principaux apports d'Acemoglu et al. (2012) et Gabaix (2011) a été de démontrer que dans cette spécification, les chocs sectoriels peuvent avoir un effet agrégé même lorsque l'on considère un grand nombre de secteurs / firmes. Plus la centralité est concentrée dans un faible nombre de fournisseurs d'inputs, plus le mécanisme de propagation des chocs est fort, et plus le chocs microéconomiques persistent dans l'économie.

Dans le cas particulier où les composantes du vecteur d'influence sont distribués selon une loi puissance de paramètre ϵ , Gabaix (2011) montre que l'écart type du PIB sera de l'ordre de l'écart type des chocs sectoriels divisé par $n^{1-1/\epsilon}$. Notamment, les distributions dans lesquelles ϵ est proche de 1 (qui caractérise le fait que quelques secteurs sont très influents), auront des volatilités agrégées élevées même lorsque le nombre de secteurs pris en compte est très grand (i.e. le niveau de granularité très fin).

L'ensemble des résultats présentés par Acemoglu et al. (2012) peut se résumer de la façon suivante.

- Plus le niveau de centralité de degré (de premier et/ou de deuxième ordre) est hétérogène,

plus les chocs sectoriels persistent au niveau agrégé⁶ :

$$\sqrt{\text{Var}(y)} \approx n^{-((\beta-1)/\beta)-\delta} \quad (1.36)$$

où β est le paramètre de forme d'une loi puissance caractérisant la distribution de probabilité empirique des vecteurs de degré, et δ est une constante positive et arbitraire. Lorsque la distribution de probabilité empirique des indicateurs de centralité correspond à une loi puissance avec $1 < \beta < 2$, les chocs sectoriels perdurent même lorsque n est grand, et la loi de grands nombre ne s'applique plus.

- Lorsque le niveau de centralité des secteurs est parfaitement homogène, la loi des grands nombres s'applique de telle sorte que pour un nombre suffisamment grand nombre de secteurs (n élevé) les chocs sectoriels disparaissent. Aucun choc sectoriel n'a d'effet notable sur le PIB agrégé⁷:

$$\sqrt{\text{Var}(y)} \approx n^{-1/2} \quad (1.37)$$

1.4 Mesurer l'asymétrie des économies

Acemoglu et al. (2012) montrent qu'au sein du réseau inter-sectoriel des États Unis, la plupart des secteurs ont un faible niveau de centralité, tandis qu'un nombre relativement réduit de secteurs ont un degré de centralité considérablement élevé. Suivant leurs propositions théoriques, les auteurs concluent que ceci suggère un important degré d'asymétrie au sein du réseau de production américain, ce qui signifie une sensibilité de la production agrégée aux États Unis aux chocs sectoriels. Retrouve-t-on cette caractéristique dans d'autres économies ? Pour répondre à ces questions dans cette section nous cherchons à quantifier le degré d'asymétrie d'un ensemble d'économies développées et émergentes.

Suivant les propositions théoriques et l'exercice empirique d'Acemoglu et al. (2012), nous étudions l'hétérogénéité des secteurs quant à leur importance (ou centralité) en tant que fournisseurs d'input intermédiaires: plus la centralité est distribuée de façon hétérogène (ou asymétrique), plus l'économie est potentielle dépendante à un nombre réduit de fournisseurs d'inputs, et plus l'activité agrégée est sensible aux chocs sectoriels.

L'asymétrie de réseau est calculée ici en ajustant la fonction de répartition empirique du vecteur de centralité à une loi de probabilité théorique *Puissance*. La valeur de l'estimateur du

⁶Ces résultats correspondent aux *Corollaires 1 et 2* du papier d'Acemoglu et al. (2012).

⁷Ce résultat correspond au *Théorème 4* du papier d'Acemoglu et al. (2012).

paramètre de forme de la loi *Puissance* (nommé β) est un indicateur du niveau de dispersion ou d'hétérogénéité des centralités au sein d'une économie. Comme nous l'exposerons plus tard, cette approche présente un certain nombre de difficultés, et s'avère impraticable lorsque l'on dispose de tableaux d'entrées-sorties insuffisamment désagrégés. À titre de comparaison, nous fournissons donc deux indicateurs d'asymétrie alternatifs qui pourraient être plus simples à estimer et finalement plus précis : (i) Le coefficient de variation des indicateurs de centralité (noté $CV(v)$), et (ii) la niveau centralité du secteur le plus influent dans une économie (noté $Max(v)$). Le but étant de comparer le résultat de chaque indicateur ainsi que le niveau de complexité associé à leur calcul.

Comme nous le montrerons plus tard, le niveau de désagrégation des tableaux d'entrées-sorties ainsi que la méthodologie d'agrégation des données ont un impact sur les indicateurs d'asymétrie. Ceci rend difficile l'obtention d'une mesure d'asymétrie à la fois précise et comparable entre pays. Tenant en compte cette observation, nous divisons l'analyse empirique en deux parties. Dans un premier temps, l'asymétrie est calculée en ajustant la fonction de répartition empirique du vecteur de centralité à la loi *Puissance*. Nous procédons ainsi pour un jeu de 15 économies pour lesquelles les tableaux d'entrée-sorties sont publiés pour un niveau de désagrégation important, et dont les données sont issues des bureaux de statistique officiels. Pour la deuxième partie de l'analyse empirique, en revanche, nous étudions l'asymétrie en utilisant des tableaux d'entrée-sorties ayant un niveau de désagrégation relativement faible, mais dont les tableaux sont harmonisés et nous permettant de mener une comparaison pour 40 économies. Pour ces pays, nous calculons les autres indicateurs d'asymétrie.

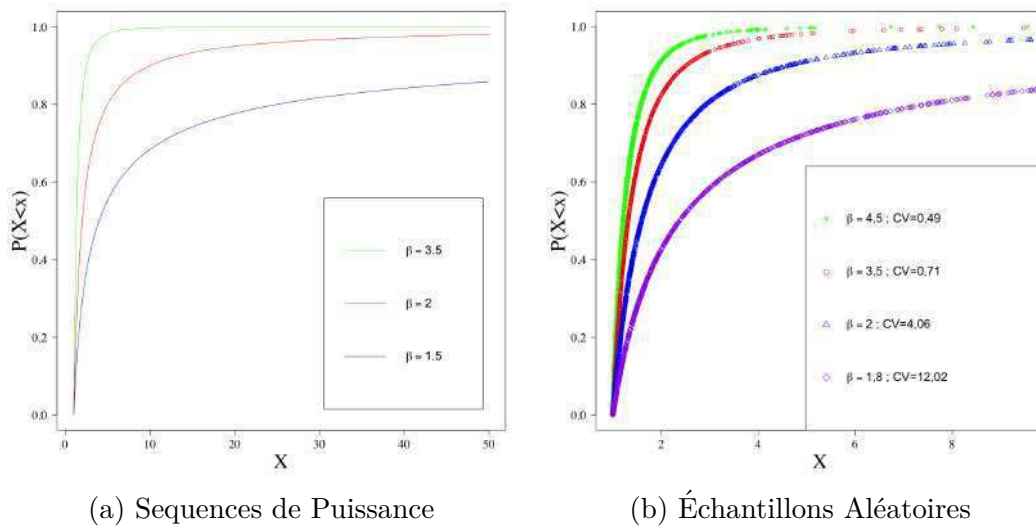
1.4.1 Asymétrie mesurée par le paramètre de la fonction de répartition des vecteurs de centralité

Nous rappelons dans un premier temps les caractéristiques de la loi *Puissance* qui est au centre de la première mesure d'asymétrie. Nous appliquons ensuite cette méthode pour mesurer l'asymétrie de 15 économies pour lesquelles nous disposons de tableaux entrées-sorties à un niveau de désagrégation suffisamment fin.

1.4.1.1 Bref aperçu de la loi Puissance

La première technique utilisée pour quantifier l'asymétrie des économies émule l'exercice empirique mise en place par Acemoglu et al. (2012), lequel consiste à ajuster la fonction de

Figure 2: Loi de Puissance: Fonction de Répartition



répartition empirique des indicateurs de centralité des secteurs, à une loi *Puissance*⁸. Les variables aléatoires générées par une loi Puissance sont définies dans un rang considérablement élevé, et la moyenne arithmétique n'est plus une mesure représentative de l'échantillon aléatoire.

La loi *Puissance* est caractérisée par l'ensemble de fonction suivantes:

- $P(X \leq x) = 1 - x^{-\beta}$, la fonction de répartition,
- $P(X > x) = x^{-\beta}$, la fonction de répartition complémentaire, et
- $p(x) = \beta x^{-(1+\beta)}$ la fonction de densité.

où β est connu comme le *paramètre de forme*. La Figure (2a) illustre comment des valeurs plus faibles de β impliquent une queue de la fonction de répartition plus épaisse, ce qui se traduit par des réalisations de x plus extrêmes. De fait, le paramètre de forme d'une loi de *Puissance* est en lui-même un indice hétérogénéité de l'échantillon. À titre d'illustration, la Figure (2b) présente aussi quatre échantillons aléatoires générés pour différentes valeurs de β . Pour chaque échantillon, nous avons calculé une mesure de dispersion connue, le Coefficient de Variation (CV), lequel est défini simplement comme $\sqrt{Var(x)} / Moyenne(x)$. Il en découle que des valeurs plus faibles de β sont en effet liés à des échantillons ayant un CV plus fort, c'est à dire, plus hétérogènes.

⁸Gabaix (2009) documente que cette loi de probabilité décrit tout un ensemble de phénomènes en économie tels que la taille des villes, les flux de commerce international, etc.

1.4.1.2 Asymétrie et agrégation de l'information

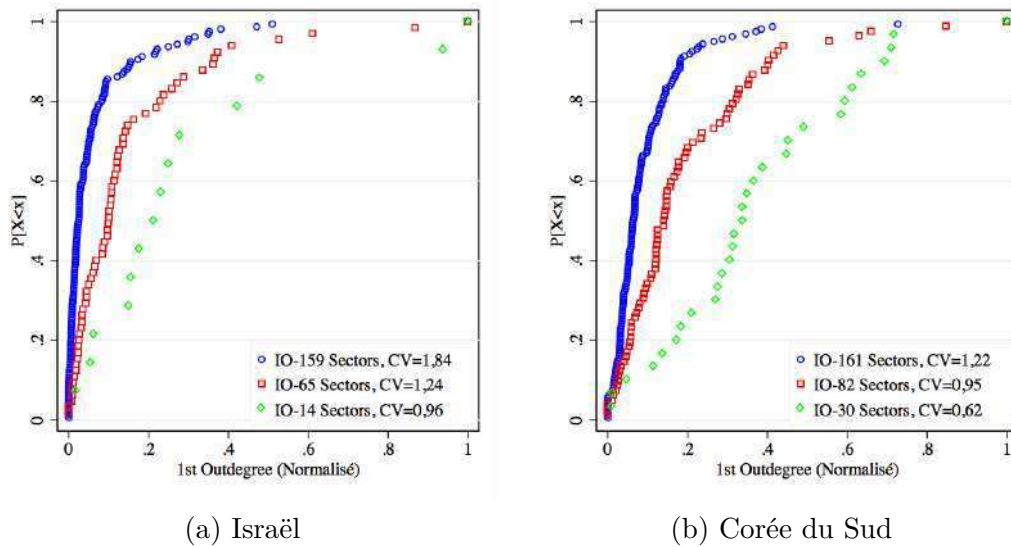
Dans leur modèle théorique, Acemoglu et al. (2012) utilisent une loi *Puissance* comme forme fonctionnelle pour la distribution de la centralité des secteurs au sein d'une économie. Dans cette approche, le degré d'asymétrie est alors assimilé au paramètre β de la loi. Le choix de cette forme fonctionnelle s'explique par le fait que l'asymétrie se résume alors à un seul paramètre, mais surtout par le fait que les calculs algébriques sont simplifiés ce qui leur permet d'aboutir à des solutions analytiques. Les auteurs identifient alors la condition suffisante pour que la dynamique de l'économie agrégée soit affectée par les chocs sectoriels : le paramètre β de la loi est compris entre 1 et 2.

L'utilité de cette caractérisation pour l'analyse empirique des économies est cependant conditionnée au niveau de désagrégation des tableaux d'entrées-sorties. Nous allons montrer en effet que le niveau d'agrégation conditionne à la fois la loi de distribution empirique des indicateurs de centralité et le degré d'asymétrie observé. Les tableaux ayant un fort niveau de désagrégation ont tendance à montrer des distributions de probabilité empiriques à queue prononcée (comme dans le cas d'une loi *Puissance*) qui ne se retrouve pas nécessairement à des niveaux moins fins de désagrégation. La Figure (3), par exemple, montre le cas de la Corée et d'Israël, pour lesquels la fonction de répartition empirique de l'indicateur de centralité *Outdegree* est calculée en utilisant trois niveaux de désagrégation des tableaux d'entrées-sorties: faible, moyen et fort. Pour ces deux pays, la fonction de répartition empirique des indicateurs de centralité s'approche le plus à la loi *Puissance* lorsque le niveau de désagrégation est élevé. En revanche, à un niveau plus faible de désagrégation la queue de distribution est moins épaisse. Ces observations impliquent ainsi que la loi de probabilité qui s'adaptera les mieux aux données varie probablement avec le niveau de désagrégation et la méthodologie utilisée pour construire les tableaux d'entrées-sorties. Plus important encore, ceci implique que pour observer une loi *Puissance* tel que proposé par Acemoglu et al. (2012), il faut probablement disposer de tableaux ayant un fort niveau de désagrégation.

Par ailleurs, le degré d'asymétrie observé en utilisant les tableaux les plus agrégés apparaît plus faible. Ceci est illustré par la Figure (3) où, pour un pays donné, le Coefficient de Variation des indicateurs de centralité (CV) diminue au fur et à mesure que l'information est agrégée.

Ceci a deux implications. La première est que le degré d'asymétrie observable à partir des tableaux d'entrées-sorties dépend de la quantité d'information disponible. La deuxième est que les mesures d'asymétrie seront difficilement comparables entre pays dont les tableaux

Figure 3: Fonction de Repartition Empirique du 1er Outdegree normalisé pour différents niveaux d'agrégation des tableaux d'entrées-sorties.



entrées-sorties ne sont pas harmonisés, et pour lesquels le degré et la méthodologie d'agrégation sont différents.

1.4.1.3 Identification et caractérisation d'une loi Puissance

Dans de nombreux travaux empiriques, l'identification d'une loi *Puissance* est souvent limitée à une analyse graphique de la fonction de répartition. Au mieux, le coefficient d'intérêt est estimé par une régression linéaire qui tire partie du fait que la représentation de la fonction de répartition sur une échelle logarithmique est linéaire. Clauset, Shalizi, and Newman (2009) mettent en évidence que cette pratique n'est pas sans risque, du fait de la forte ressemblance de la loi *Puissance* avec d'autres lois de probabilité dans le plan logarithmique, telles que la *Log-Normale* et la loi *Exponentielle*. La technique d'ajustement proposée par Clauset et al. (2009) consiste de trois étapes:

- (I) Estimer une borne inférieure x_{min} ainsi que le paramètre de forme β .
- (II) Évaluer la qualité de l'ajustement de la fonction de probabilité empirique caractérisant la variable d'intérêt, à celle d'une loi *Puissance*.
- (III) Comparer la qualité de l'ajustement de la variable d'intérêt, à celle obtenue en utilisant une loi de probabilité concurrente.

Dans la plupart des cas, seulement une partie de la fonction de répartition empirique peut être caractérisée par une loi *Puissance*. Le processus d'ajustement suppose donc devoir choisir une valeur minimale, x_{min} , à partir de laquelle l'analyse empirique est menée. Clauset et al. (2009) montrent que la précision du processus d'ajustement est fortement liée au choix de la borne inférieure x_{min} : une valeur faible de x_{min} (i.e. une queue trop longue) augmente le risque d'inclure des valeurs n'étant pas générées par une loi de puissance; au contraire, une valeur x_{min} élevée (i.e. une queue trop courte) réduit le nombre de degrés de liberté lors de l'estimation. Pour minimiser le risque de biais ils proposent de choisir la valeur x_{min} en utilisant la méthode non-paramétrique de *Kolmogorov-Smirnov* (KS). Cette méthode permet ici de choisir le x_{min} qui permet à la fonction de répartition empirique sur l'intervalle $x > x_{min}$ d'être le plus possible proche d'une fonction de répartition théorique d'une loi *Puissance*⁹.

La deuxième étape consiste à vérifier si la loi *Puissance* est une loi plausible pour l'ajustement. Cela se fait en comparant des déviations purement aléatoires, obtenues via une séries simulations d'une loi *Puissance*, avec les "vraies" déviations (celles calculées sur les données observées et l'ajustement de la loi), et de compter le nombre de fois où les déviations purement aléatoires sont supérieures aux "vraies" déviations. Si ce pourcentage est élevé, la différence entre la fonction de densité empirique et l'ajustement peuvent être attribuées majoritairement aux déviations aléatoires, et la loi *Puissance* est considérée comme plausible. Ce ratio est la *p - valuer* associé au test:

H_0 : Les données sont générées à partir d'une loi puissance.

H_1 : Les données ne sont pas générées à partir d'une loi de puissance.

La dernière étape consiste à comparer le pouvoir d'ajustement de la loi *Puissance* à celui d'une autre loi de probabilité en utilisant le rapport de vraisemblance (noté R). Si le log du rapport de vraisemblance est positif, il est possible de conclure en faveur de la loi *Puissance*; en revanche, lorsqu'il est inférieur à 0, la loi alternative est dite plus performante. Pratiquement, Clauset et al. (2009) suggèrent de tester si le rapport $\log(R)$ est statistiquement différent de zéro.

1.4.1.4 Données

Le Tableau (1) présente les pays sur lesquels nous appliquons la méthode exposée plus haut et qui ont été choisis car disposant de tableaux entrées-sorties avec un fort niveau de désagrégation

⁹Celle-ci est une procédure à plusieurs sous-étapes. Se référer aux Annexes pour plus des détails.

Table 1: Tableaux Entrées-Sorties: Pays Groupe 1

Pays	Label	Nombre de Secteurs	Année
Etats-Unis	USA	388	2007
Mexique	MEX	266	2008
Thaïlande	THA	180	2005
Corée du Sud	KO	168	2010
Taiwan	TWN	166	2006
Israël	ISR	159	2006
Danemark	DK	130	2007
Argentine	ARG	124	1997
Royaume Uni	UK	123	2006
Australie	AUT	114	2010
Chili	CHI	111	2008
Japon	JPN	108	2005
Nouvelle Zélande	NZ	106	2007
Canada	CAN	104	2008
Turquie	TK	97	1998

(100 secteurs ou plus). Un niveau de désagrégation est nécessaire pour pouvoir conserver suffisamment de données pour estimer le paramètre d'asymétrie sur la queue de distribution (i.e. les secteurs dont le degré de centralité est supérieur au seuil x_{min}). Les tableaux d'entrées-sorties utilisés pour cette analyse sont en *valeur*, conformément au modèle théorique présenté auparavant. En particulier, pour chaque pays k , nous adaptons le tableau d'entrées-sorties (notons le \mathbf{IO}_k) de façon à représenter les interactions intersectorielles suivant la forme proposée par le modèle théorique. C'est à dire, nous calculons \mathbf{W}_k de façon que son élément (i,j) est donné par:

$$\omega_{i,j,k} = \frac{IO_{j,i,k}}{\sum_{j=1}^n IO_{j,i,k}} \quad (1.38)$$

où $IO_{j,i,k}$ représente les inputs fournis par l'industrie j à l'industrie i , et $\sum_{j=1}^n IO_{j,i,k}$ la consommation intermédiaire totale de l'industrie i .

Il faut noter que, le niveau de désagrégation et la méthode d'agrégation ne sont pas nécessairement identique pour tous ces pays. Cela signifie qu'il n'est pas possible de comparer leurs niveaux d'asymétrie. Notre intérêt à étudier ce groupe de pays portera ainsi sur la comparaison des performances entre la loi *Puissance* et loi *Log-Normale*, et surtout, sur le niveau d'asymétrie estimé de chaque économie. Nous sommes intéressé de savoir si le niveau d'asymétrie mesuré par le paramètre de la loi puissance est compris entre 1 et 2.

1.4.1.5 Résultats de l'ajustement

Les Tableaux (2) et (3) présentent les résultats de l'ajustement à la loi *Puissance* des vecteurs de *centralité de degré de premier* (1er Outdegree) et de *deuxième ordre* (2ème Outdegree). Ces tableaux présentent aussi les résultats de chacune des étapes exposées plus haut.

Les résultats suggèrent que l'asymétrie des réseaux de production pourrait être une caractéristique commune aux pays étudiés. Et si l'on suit les propositions théoriques d'Acemoglu et al. (2012), le niveau d'asymétrie serait tel que l'activité agrégée dans la plupart des pays étudiés pourrait être sensible aux chocs sectoriels. Nous constatons que dans le cas de la *centralité de premier ordre*, pour 9 des pays étudiés, la valeur de l'estimateur β est comprise entre 1 à 2. Ceci est encore plus remarquable lorsque l'on étudie la *centralité de deuxième ordre*, où seulement un pays présente un estimateur de β supérieur à 2. Les résultats reproduisent aussi une observation faite par Acemoglu et al. (2012) sur l'économie américaine: l'asymétrie calculée à partir du vecteur de *centralité de degré de deuxième ordre* est plus élevée que celle observée sur le vecteur de *centralité de premier ordre* (i.e. $\hat{\beta}_{(2)} < \hat{\beta}_{(1)}$). Cette caractéristique est propre aux réseaux de production ayant un mécanisme de transmission indirect puissant; permettant aux chocs idiosyncratiques d'être amplifiés au fur et à mesure qu'ils se propagent; et capable de provoquer d'importants effets en cascade. La comparaison des résultats des Tableaux (2) et (3) montre que la plupart des pays considérés ici présentent cette caractéristique.

Les résultats suggèrent néanmoins, que la loi *Puissance* ne semble pas être la plus adaptée pour caractériser les vecteurs de centralité. Un premier indice est la taille de l'échantillon retenu dans l'étape (I) (notée n_{tail}), laquelle dans la plupart des cas est significativement plus petite que la dimension des vecteurs de centralité (notée N). Ceci implique que dans la première étape du test, les valeurs estimées de x_{min} sont relativement élevées, reflétant le fait que seulement un faible pourcentage de l'échantillon suit une loi *Puissance*. Par exemple, pour le vecteur de centralité de premier ordre le ratio n_{tail}/N est en moyenne 30 %, tandis que pour la centralité de deuxième ordre ce pourcentage est autour de 27 %. En outre, bien que les résultats de la deuxième étape du test suggèrent que la loi *Puissance* est une loi plausible ($p\text{-valeur} > 0.1$) pour les queues de distribution des indicateurs de centralité, la loi *Puissance* n'apparaît jamais plus performante que la loi concurrente *Log-Normale*.

Étudions maintenant le cas contraire, c'est à dire commençons par assumer que la loi *Log-Normale* est notre premier choix. Les Tableaux (4) et (5) présentent les résultats de l'ajustement fait cette fois sur la loi *Log-Normale*. Dans ce cas le ratio n_{tail}/N s'améliore

considérablement, et il se situe autour de 71% et 80% en moyenne pour le premier et deuxième vecteurs de centralité. La loi Log-Normale apparaît comme plausible pour tous les pays et mieux adaptée que la loi *Puissance*.

La Figure (4) compare graphiquement ces résultats, et met en évidence que la plupart des fonctions de distribution de centralité ont un comportement de type exponentiel; et donc sont plus proches du comportement d'une loi *Log-Normale*. En particulier, on s'aperçoit que l'ajustement avec la loi *Log-Normale* donne d'avantage de flexibilité et permet à l'ajustement se tenir compte d'un échantillon plus large que dans le cas de la loi *Puissance*.

Dans l'ensemble, ces résultats suggèrent que l'asymétrie semble être une caractéristique commune aux pays étudiés et pas une caractéristique spécifique de l'économie américaine. Ces résultats nous alertent aussi sur la prudence dans l'utilisation généralisée de la loi de *Puissance* dans l'ajustement des vecteurs de centralité, surtout si ce qui nous intéresse est la précision de l'estimateur.

Table 2: Ajustement de la Fonction de Repartition Empirique: 1er Outdegree

Loi de Puissance vs Log-Normale: 15 pays sélectionnés

	N	n_{tail}	(I) Ajustement ^(a)	(II) Ho: Puissance	(III) Puissance vs Log-Normale	
			$\hat{\beta}_{(1)}$	$p - valeur^{(b)}$	$Log R$	$p - valeur^{(c)}$
ARG	124	79	1.09	0.14	-1.03	0.30
AUST	114	68	1.14	0.05	-1.26	0.21
CAN	104	15	3.20	0.68	0.01	0.99
CHI	111	38	1.31	0.17	-0.86	0.39
DK	130	79	1.17	0.01	-1.50	0.13
ISR	159	9	3.18	0.74	0.15	0.88
JPN	108	15	2.67	0.66	0.18	0.86
KO	161	39	2.13	0.95	0.11	0.91
MEX	262	30	1.60	0.20	0.12	0.90
NZ	106	34	1.61	0.04	-0.70	0.49
THA	179	51	1.37	0.49	-0.16	0.88
TK	97	58	1.14	0.26	-0.80	0.42
TWN	166	17	2.21	0.60	0.09	0.93
UK	127	19	2.78	0.70	0.14	0.89
USA	388	74	1.65	0.54	0.01	1.00

Note: N dénote le degré de désagrégation des tableaux Input-Output, et n la taille de l'échantillon.

(a) Estimateurs obtenus par Maximum de Vraisemblance.

(b) Probabilité que la loi *Puissance* soit une loi plausible pour l'échantillon

(c) Probabilité que la loi *Log-Normale* soit aussi performante que la loi *Puissance*

Table 3: Ajustement de la Fonction de Distribution Empirique: 2ème Outdegree

Loi de Puissance vs Log-Normale: 15 pays sélectionnés

	N	n_{tail}	(I) Ajustement ^(a)	(II) Ho: Puissance	(III) Puissance vs Log-Normale	
			$\hat{\beta}_{(2)}$	$p - valeur^{(b)}$	$Log R$	$p - valeur^{(c)}$
ARG	124	38	1.29	0.25	-0.35	0.73
AUST	114	15	2.39	0.77	0.02	0.98
CAN	104	35	1.24	0.03	-1.09	0.28
CHI	111	34	1.32	0.19	-0.31	0.76
DK	130	34	1.77	0.14	-0.58	0.56
ISR	159	72	0.79	0.01	-1.03	0.30
JPN	108	27	1.73	0.35	-0.46	0.64
KO	161	37	1.68	0.41	-0.31	0.76
MEX	262	34	1.19	0.23	-0.57	0.57
NZ	106	40	1.45	0.16	-0.56	0.57
THA	179	68	0.93	0.60	-0.86	0.39
TK	97	51	1.00	0.18	-0.62	0.53
TWN	166	21	1.89	0.63	-0.10	0.92
UK	127	26	1.73	0.15	-0.86	0.39
USA	388	71	1.37	0.17	-0.58	0.57

Note: N dénote le degré de désagrégation des tableaux Input-Output, et n_{tail} la taille de l'échantillon

(a) Estimateurs obtenus par Maximum de Vraisemblance.

(b) Probabilité que la loi *Puissance* soit une loi plausible pour l'échantillon

(c) Probabilité que la loi *Log-Normale* soit aussi performante que la loi *Puissance*

Table 4: Ajustement de la Fonction de Repartition Empirique: 1er Outdegree

Log-Normale vs Loi de Puissance: 15 pays sélectionnés							
	N	n_{tail}	(I) Ajustement ^(a)		(II) Ho(Log-Normale)	(III) Log-Normale vs Puissance	
			$\hat{\mu}$	$\hat{\sigma}_{(1)}$	$p - valeur^{(b)}$	LR	$p - valeur^{(c)}$
<i>ARG</i>	124	91	-0.98	1.26	0.49	1.75	0.08
<i>AUST</i>	114	111	-0.53	1.15	0.19	6.84	0.00
<i>CAN</i>	104	24	0.87	0.44	0.98	1.08	0.28
<i>CHI</i>	111	102	-0.51	1.10	0.80	5.93	0.00
<i>DK</i>	130	111	-0.32	0.94	0.89	4.78	0.00
<i>ISR</i>	159	138	-0.93	1.43	0.94	4.65	0.00
<i>JPN</i>	108	45	0.33	0.70	0.97	1.73	0.08
<i>KO</i>	161	129	-0.45	0.92	0.60	2.82	0.00
<i>MEX</i>	262	197	-0.78	1.48	0.65	6.91	0.00
<i>NZ</i>	106	94	-0.32	0.95	0.65	5.09	0.00
<i>THA</i>	179	148	-0.60	1.22	0.49	5.89	0.00
<i>TK</i>	97	95	-0.62	1.17	0.10	5.43	0.00
<i>TWN</i>	166	141	-0.36	0.97	0.92	5.31	0.00
<i>UK</i>	127	98	-0.27	1.09	0.54	5.86	0.00
<i>USA</i>	388	276	-0.47	1.13	0.56	5.47	0.00

Note: N dénote le degré de désagrégation des tableaux Input-Output, et n_{tail} la taille de l'échantillon

(a) Estimateurs obtenus par le Maximum de Vraisemblance

(b) Probabilité que la loi *Log-Normale* soit une loi plausible pour l'échantillon

(c) Probabilité que la loi *Puissance* soit aussi performante que la loi *Log-Normale*.

Table 5: Ajustement de la Fonction de Distribution Empirique: 2nd Outdegree

Log-Normale vs Loi de Puissance: 15 pays sélectionnés							
	N	n_{tail}	(I) Ajustement ^(a)		(II) Ho: Log-Normale	(III) Log-Normale vs Puissance	
			$\hat{\mu}$	$\hat{\sigma}_{(2)}$	$p - valeur^{(b)}$	$Log R$	$p - valeur^{(c)}$
<i>ARG</i>	124	114	-0.77	1.34	0.95	6.96	0.00
<i>AUST</i>	114	90	-0.48	1.16	0.39	3.43	0.00
<i>CAN</i>	104	88	-0.54	1.23	0.84	4.29	0.00
<i>CHI</i>	111	107	-0.95	1.59	0.02	6.78	0.00
<i>DK</i>	130	77	-0.06	0.90	0.89	2.66	0.01
<i>ISR</i>	159	142	-1.30	1.76	0.46	7.68	0.00
<i>JPN</i>	108	97	-0.65	1.34	0.17	6.81	0.00
<i>KO</i>	161	141	-0.74	1.17	0.86	3.40	0.00
<i>MEX</i>	262	146	-0.68	1.54	0.66	4.27	0.00
<i>NZ</i>	106	95	-0.49	1.11	0.16	5.72	0.00
<i>THA</i>	179	153	-1.13	1.64	0.51	5.56	0.00
<i>TK</i>	97	83	-0.81	1.38	0.15	3.09	0.00
<i>TWN</i>	166	145	-0.69	1.32	0.55	5.76	0.00
<i>UK</i>	127	80	-0.12	1.09	0.12	4.28	0.00
<i>USA</i>	388	214	-0.47	1.30	0.97	4.18	0.00

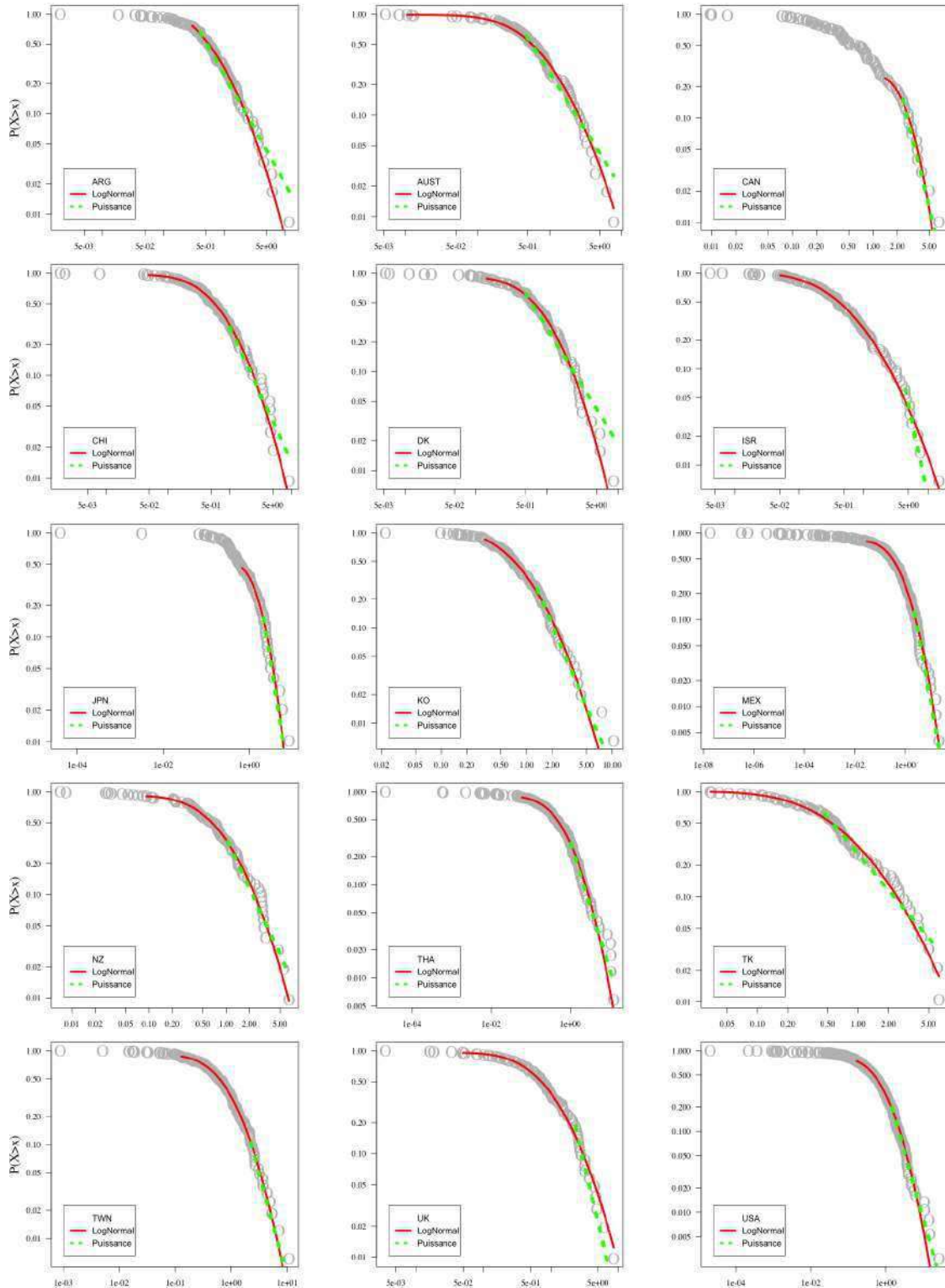
Note: N dénote le degré de désagrégation des tableaux Input-Output, et n_{tail} la taille de l'échantillon

(a) Estimateurs obtenus par le Maximum de Vraisemblance

(b) Probabilité que la loi *Log-Normale* soit une loi plausible pour l'échantillon

(c) Probabilité que la loi *Puissance* soit aussi performante que la loi *Log-Normale*.

Figure 4: Ajustement Fonction de Repartition Empirique '1er Outdegree". *Note:* Les axes x et y denotent respectivement le $\log_{10}(1erOutdegree)$ et $P(X>x)$



1.4.1.6 Mesures alternatives d'asymétrie

Mesurer l'asymétrie d'une économie par l'ajustement du vecteur de centralité des secteurs par une loi de distribution, quelle qu'elle soit, n'est envisageable que lorsque l'on dispose de tableaux entrées-sorties suffisamment désagrégés. Même lorsque cela est le cas, il est difficile de comparer le degré d'asymétrie de deux pays car ni les niveaux d'agrégation, ni les classifications sectorielles ne sont comparables. Si l'on souhaite travailler sur un grand nombre de pays et pouvoir comparer les pays entre eux, il faut adopter une mesure de l'asymétrie pouvant être calculée sur un nombre plus faible de secteurs et en utilisant des tableaux entrées-sorties harmonisés.

Pour les 15 pays sur lesquels nous avons déjà travaillé, nous comparons les mesures de l'asymétrie obtenue avec l'ajustement d'une loi de distribution avec deux mesures alternatives, plus simples à calculer : le Coefficient de variation ($CV(v)$) et le degré de centralité maximum dans l'économie ($Max(v)$) proposé par Pesaran and Yang (2016) qui montre que le niveau de centralité de l'industrie la plus centrale est directement proportionnel au niveau de dispersion de la distribution de vecteur outdegree.

- i) Le Coefficient de Variation du vecteur de centralité, lequel pour un vecteur $X = [x_1 x_2 \dots x_n]^T$ est donné par:

$$CV(X) = \frac{1}{\bar{x}} \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (1.39)$$

où $\bar{x} = 1/n \sum_{i=1}^n x_i$. Cet indicateur est nommé $CV(v)$

- ii) Le niveau de centralité du secteur le plus central au sein de chaque pays, nommé $Max(v)$. C'est à dire, si le vecteur de centralité est noté par X ,

$$max(X) = max\{x_1, x_2, \dots, x_n\} \quad (1.40)$$

Nous comparerons ces deux indicateurs d'asymétrie aux résultats de l'ajustement de la loi Log-Normale, dont les résultats sont exposés dans le Tableau (4) et (5). Pour ce faire, nous utilisons l'estimateur de σ , le paramètre de dispersion d'une variable $x \sim Log-Normale$.¹⁰

¹⁰La fonction de densité d'une variable $x \sim Log-Normale$ est donnée par:

$$f(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{[\ln(x) - \mu]^2}{2\sigma^2}\right\}$$

où σ et μ sont l'écart type et l'espérance du $\log(x)$.

Les mesures d'hétérogénéité sont calculées sur les vecteurs de centralité *Outdegree* de *1er* et *2eme* ordre et l'on rappelle que l'indicateur *1er Outdegree* (Eq. (1.27)) donne un aperçu de l'importance des secteurs en tant que *fournisseurs directs* de bien intermédiaires au sein des réseaux de production, tandis que le *2ème Outdegree* (Eq. (1.31)) représente l'importance des secteurs en tant que *fournisseurs indirects*. D'après le modèle, une forte hétérogénéité du vecteur *1er Outdegree* impliquerait que le réseau est fortement dépendant à un groupe réduit de fournisseurs, et que l'activité agrégée est fortement exposée aux chocs idiosyncratiques. Une hétérogénéité forte de l'indicateur *2ème Outdegree*, en revanche, impliquerait que le réseau est fortement et indirectement dépendant à un nombre réduit de fournisseurs, et refléterait ainsi la présence d'un fort mécanisme accélérateur de chocs.

Le tableau (6) présente la corrélation entre tous les indicateurs d'asymétrie, et le tableau (7) présente la valeur des estimateurs. Une première observation est la corrélation négative entre les mesures d'asymétrie issues de l'ajustement à loi *Puissance* ($\beta_{(1er)}$ et $\beta_{(2eme)}$) et le reste des indicateurs. Ceci s'explique par le fait que contrairement aux autres indicateurs, des valeurs plus faibles de β , impliquent un niveau de dispersion (ou d'asymétrie) plus important. Nous observons que les résultats de la loi *Log-Normale* sont très corrélés à ceux de la loi *Puissance* en termes absolus lorsque l'ajustement est fait sur le vecteur de centralité de deuxième degré ($\text{Corr}(\hat{\sigma}_{(2eme)}, \beta_{(2eme)}) = -0.69$). Le reste des résultats associé à la loi *Puissance*, néanmoins, suggèrent une forte imprécision des mesures d'asymétrie liées à cette loi. Ceci se reflète par le fait que $\beta_{(1er)}$ et $\beta_{(2eme)}$ sont faiblement corrélée en termes absolus au reste des indicateurs. Au contraire, les autres indicateurs sont très corrélés. Ceci est particulièrement le cas des indicateurs $\hat{\sigma}$ et $\text{CV}(v)$ pour lesquels la corrélation est de l'ordre de 70 pourcent dans les deux vecteurs de centralité, *1er* et *2ème Outdegree* (Tableau 6). Une implication importante de cette similarité est que le coefficient de variation appliqué au vecteur de centralité semble être une mesure d'asymétrie simple et robuste. En particulier, l'utilisation du $\text{CV}(v)$ évite les risques associés au processus d'ajustement de la fonction de répartition des indicateurs de centralité, tels que le choix de la loi de probabilité, la borne inférieure x_{min} et la technique d'estimation.

Il est possible d'avoir un aperçu de la capacité des économies à amplifier les chocs idiosyncratiques via l'indicateur $\text{CV}(v)$. Il suffit de comparer le niveau d'asymétrie décelée sur l'*outdegree de 1er ordre* ($\text{CV}(v)_{(1er)}$) avec celui du second degré ($\text{CV}(v)_{(2nd)}$). Lorsque la centralité d'ordre deux est plus concentrée que celle du premier ordre implique que les fournisseurs les plus influents au sein d'une économie sont fortement interconnectés entre eux. Les

Table 6: Matrice de Corrélation: Mesures d'Hétérogénéité

	$\hat{\beta}_{(1er)}$	$\hat{\sigma}_{(1er)}$	$CV(v)_{(1er)}$	$Max(v)_{(1er)}$	$\hat{\beta}_{(2eme)}$	$\hat{\sigma}_{(2eme)}$	$CV(v)_{(2eme)}$	$Max(v)_{(2eme)}$
$\hat{\beta}_{(1er)}$	1							
$\hat{\sigma}_{(1er)}$	-0.39	1						
$CV(v)_{(1er)}$	-0.08	0.70	1					
$Max(v)_{(1er)}$	-0.06	0.52	0.89	1				
$\hat{\beta}_{(2eme)}$	-0.11	-0.33	-0.49	-0.28	1			
$\hat{\sigma}_{(2eme)}$	0.11	0.52	0.60	0.36	-0.69	1		
$CV(v)_{(2eme)}$	-0.14	0.69	0.97	0.83	-0.54	0.70	1	
$Max(v)_{(2eme)}$	-0.17	0.61	0.93	0.94	-0.35	0.46	0.92	1

résultats suggèrent que ceci semble être le cas dans la grande majorité des pays étudiés: le niveau d'asymétrie est plus fort pour les vecteurs de centralité *2ème Outdegree*. Ceci est mis en évidence par le terme Δ qui représente l'écart en % entre les mesures d'hétérogénéité du premier outdegree et celle du deuxième outdegree. Cela est comparable au résultat d'Acemoglu et al. (2012), obtenu sur données américaines via l'ajustement de la loi *Puissance*.

L'indicateur $Max(v)$, en revanche, est incapable de reproduire cette observation dans la moitié de cas. Plus important encore, ces différences semblent être liées au degré d'agrégation des données. Dans le cas des États-Unis et le Mexique, les deux pays ayant le niveau de désagrégation le plus important, les variations de $Max(v)$ sont du signe contraire à l'indicateur $CV(v)$, tandis que pour les pays à plus faible niveau d'agrégation comme la Turquie (TK), le Canada (CAN) et la Nouvelle Zélande (NZ), les variations $\Delta\% Max(Out)$ sont cohérentes avec $\Delta\%(\sigma)$ et $\Delta\%(CV)$. Ceci suggère que l'indicateur $Max(v)$ ne pourrait mesurer l'asymétrie des vecteurs de centralité qu'à partir de tableaux à faible niveau de désagrégation.

Table 7: Mesures d'Hétérogénéité des Réseaux de Production

	Secteurs	1er Outdegree				2ème Outdegree				$\Delta\%(\hat{\beta})$	$\Delta\%(\hat{\sigma})$	$\Delta\%(CV)$	$\Delta\%(\text{Max}(\text{Out}))$
		$\hat{\beta}$	$\hat{\sigma}$	CV(Out)	Max(Out)	$\hat{\beta}$	$\hat{\sigma}$	CV(Out)	Max(Out)				
<i>ARG</i>	124	1.09	1.26	1.50	11.81	1.29	1.34	1.69	13.24	0.18	0.06	0.13	0.12
<i>AUST</i>	114	1.14	1.15	1.23	7.80	2.39	1.16	1.46	10.61	1.10	0.01	0.19	0.36
<i>CAN</i>	104	3.20	0.44	1.13	6.61	1.24	1.23	1.33	7.26	-0.61	1.82	0.18	0.10
<i>CHI</i>	111	1.31	1.10	1.37	9.22	1.32	1.59	1.52	7.52	0.00	0.44	0.12	-0.18
<i>DK</i>	130	1.17	0.94	1.23	8.77	1.77	0.90	1.27	7.76	0.51	-0.04	0.04	-0.12
<i>ISR</i>	159	3.18	1.43	1.84	14.99	0.79	1.76	2.04	14.44	-0.75	0.23	0.11	-0.04
<i>JPN</i>	108	2.67	0.70	1.28	8.48	1.73	1.34	1.39	8.92	-0.35	0.90	0.08	0.05
<i>KO</i>	161	2.13	0.92	1.22	10.44	1.68	1.17	1.35	9.12	-0.21	0.27	0.11	-0.13
<i>MEX</i>	262	1.60	1.48	2.37	21.89	1.19	1.54	2.55	19.80	-0.25	0.04	0.07	-0.10
<i>NZ</i>	106	1.61	0.95	1.16	6.60	1.45	1.11	1.33	7.85	-0.10	0.17	0.15	0.19
<i>THA</i>	179	1.37	1.22	1.89	12.58	0.93	1.64	2.19	15.06	-0.32	0.35	0.16	0.20
<i>TK</i>	97	1.14	1.17	1.28	6.35	1.00	1.38	1.54	8.75	-0.12	0.18	0.20	0.38
<i>TWN</i>	166	2.21	0.97	1.33	10.83	1.89	1.32	1.58	9.76	-0.14	0.36	0.18	-0.10
<i>UK</i>	127	2.78	1.09	1.36	8.60	1.73	1.09	1.26	7.15	-0.38	0.00	-0.07	-0.17
<i>USA</i>	388	1.65	1.13	2.07	26.79	1.37	1.30	2.15	21.72	-0.17	0.14	0.04	-0.19

Les résultats discutés ci-dessus impliquent que, de façon générale, les réseaux de production ont la capacité à accélérer les chocs idiosyncratiques. Le Tableau (2.B1) (Annexe) présente une liste de secteurs candidats à participer activement dans le processus de génération et propagations des chocs, c'est à dire, les secteurs les plus influents selon les indicateurs *Outdegree* de 1^{er} et de 2^{ème} ordre. Selon le modèle présenté auparavant, les secteurs qui figurent sur cette liste, pourraient avoir un rôle important au sein des réseaux de production non seulement parce qu'ils sont des gros fournisseurs, mais aussi parce que en tant qu'entités hyper-connectées, ils possèdent une capacité importante à diffuser et amplifier des chocs idiosyncratiques qui touchent initialement les autres secteurs de l'économie. La liste des secteurs diffère d'un pays à l'autre, mais dans une majorité des pays, des secteurs de services tels que les *Commerce de Gros* ou *Services Financiers* semblent être au cœur de l'activité économique en tant que fournisseurs directs d'inputs intermédiaires. En dehors des secteurs de services, les secteurs de *Production et Distribution d'Électricité* et de *Production et Manufacture de Pétrole et Gaz Naturel* ont une incidence indirecte.

Malgré l'information apportée par l'ensemble indicateurs d'asymétrie, il n'est pas possible de faire une comparaison entre pays lorsque l'on utilise des tableaux d'entrées-sorties non harmonisés et ayant différents niveaux d'agrégation.

1.4.2 Comparaison internationale

Nous proposons ici de calculer le degré d'asymétrie pour un niveau de désagrégation moins élevé mais permettant de travailler sur un nombre plus grand de pays (40) entre lequel il est possible de faire des comparaisons et aussi d'observer l'évolution dans le temps.

1.4.2.1 Données

L'information utilisée pour mener une comparaison du niveau d'asymétrie entre économies provient de la base des données *World Input-Output Database*. Cette source met à disposition une série de temps des tableaux d'entrées-sorties harmonisés ayant un niveau de désagrégation de 35 secteurs, pour un ensemble de 40 économies et pour la période 1995-2011. Pour ce groupe d'économies, notre intérêt n'est pas de calculer le vrai niveau d'asymétrie (i.e. celui observé à partir d'une hypothétique et complète désagrégation des tableaux d'entrées-sorties) ni d'identifier la loi caractérisant le mieux les données, mais d'obtenir une mesure d'asymétrie comparable entre pays et à travers le temps. En particulier, nous calculons seulement deux des indicateurs d'asymétrie évoqués auparavant, à savoir $CV(v)$ et $Max(v)$, étant

Table 8: Matrice de Corrélacion: Mesures d'Hétérogénéité

	CV(1erOut)	CV(2ndOut)	Max(1stOut)	Max(2ndOut)
CV(1erOut)	1			
CV(2ndOut)	0.96	1		
Max(1stOut)	0.82	0.88	1	
Max(2ndOut)	0.81	0.92	0.94	1

donné que le faible niveau de désagrégation des données rend difficile l'ajustement des fonction de répartition des vecteurs de centralité.

1.4.2.2 Resultats: Asymétrie et influence

Les tableaux (8) et (9) présentent les principaux résultats de cette comparaison pour l'année 2011, et la Figure (5) compare l'asymétrie en 1995 contre celle de 2011. Les résultats suggèrent qu'en 2011, les pays ayant le plus haut niveau d'exposition au chocs sectoriels étaient le Luxembourg (LUX), la Belgique (BEL), Malte (MLT), et la France (FRA); tandis que le moins asymétrique étaient la Chine (CHN), l'Irlande (IRL) et le Brésil (BRA). Lorsque l'indicateur de $CV(v)$ est calculé pour l'*Outdegree* de 2ème ordre, la classification change légèrement et donne LUX, BEL, GBR et FRA comme les économies les plus exposées aux chocs idiosyncratiques. Les résultats du Tableau (9) mettent également en lumière que GBR, PRT, DEU et FRA ont les valeurs de $\Delta\%(CV)$ les plus important, ce qui implique qu'ils possèdent le mécanisme indirect de propagation de chocs sectoriels le plus puissant. Une conséquence directe de cette dernière observation est que pour ces quatre pays, le vecteur de centralité de premier degré peut donner un aperçu peu fiable des secteurs clés au sein de l'économie. Encore plus important, le niveau d'asymétrie dans ces dernier groupe d'économies calculé à partir du premier *Outdegree* peut s'avérer considérablement sous-estimé.

Dans la majorité des pays, les deux indicateurs d'asymétrie donnent des résultats très similaires, ce qui est reflété par une corrélation élevée entre $CV(v)$ et $Max(v)$. En outre, lorsque l'on compare les variations $\Delta CV(v)$ et $\Delta Max(v)$, les deux indicateurs donnent des résultats concordants, leurs variations étant de même signe et d'ampleur similaire. L'indicateur $Max(Out)$ pourrait être plus performant pour les niveaux de désagrégation plus faibles qu'il ne l'était pour des niveaux fins.

Finalement, les indicateurs suggèrent que l'asymétrie s'est accrue pour la plupart des économies dans la période 1995-2011. La Figure (5) donne un aperçu de l'évolution dans les niveau d'asymétrie des économies pour les deux indicateurs $CV(Out)$ et $max(Out)$, et

pour les deux vecteurs de centralité *1er* et *2eme Outdegree*. Les deux indicateurs d'asymétrie suggèrent que, en moyenne, les réseaux de production sont devenus plus asymétriques entre le début et la fin de la période étudiée, et ce résultat est le même que l'on compare le *1er* ou *2eme Outdegree*.

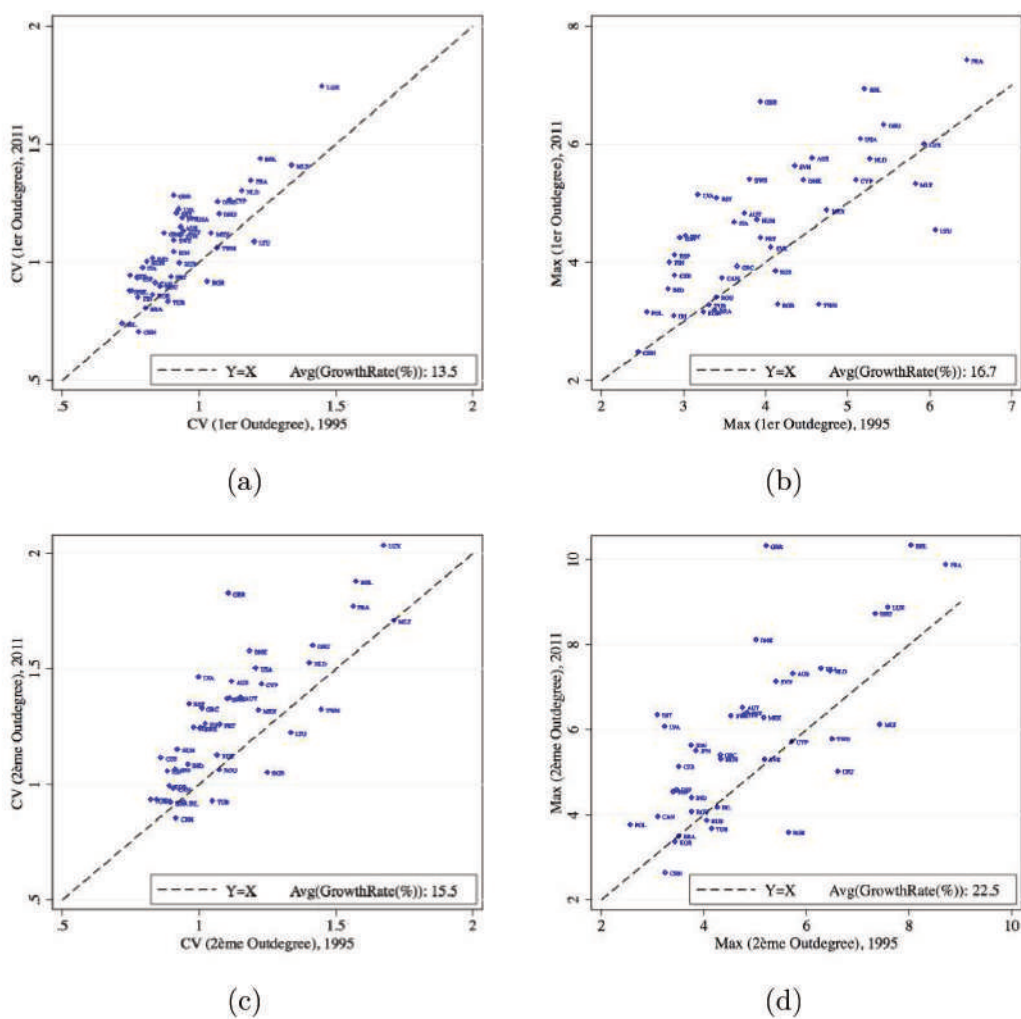
Table 9: Hétérogénéité des Réseaux de Production en 2011

40 Économies, Source: WIOT

	1er Outdegree		2eme Outdegree		$\Delta\%CV(Out)$	$\Delta\%Max(Out)$
	CV(Out)	Max(Out)	CV(Out)	Max(Out)		
AUS	1.15	5.76	1.44	7.31	0.26	0.27
AUT	1.13	4.82	1.37	6.51	0.22	0.35
BEL	1.44	6.93	1.88	10.33	0.31	0.49
BGR	0.92	3.28	1.05	3.58	0.15	0.09
BRA	0.80	3.18	0.92	3.49	0.15	0.10
CAN	0.91	3.73	0.98	3.95	0.08	0.06
CHN	0.70	2.47	0.85	2.63	0.21	0.06
CYP	1.26	5.38	1.43	5.71	0.14	0.06
CZE	0.94	3.77	1.11	5.13	0.18	0.36
DEU	1.20	6.32	1.60	8.72	0.33	0.38
DNK	1.26	5.39	1.57	8.10	0.25	0.50
ESP	0.93	4.11	1.06	4.58	0.14	0.11
EST	1.21	5.08	1.35	6.34	0.12	0.25
FIN	0.85	3.99	0.93	4.53	0.10	0.14
FRA	1.34	7.42	1.77	9.87	0.32	0.33
GBR	1.28	6.72	1.83	10.31	0.42	0.53
GRC	1.12	3.92	1.33	5.40	0.18	0.38
HUN	1.00	4.71	1.15	5.30	0.15	0.13
IDN	1.04	4.40	1.26	5.63	0.21	0.28
IND	1.01	3.54	1.08	4.40	0.07	0.24
IRL	0.74	3.08	0.92	4.17	0.24	0.35
ITA	0.98	4.67	1.25	6.34	0.28	0.36
JPN	0.88	4.44	1.06	5.50	0.21	0.24
KOR	0.86	3.15	0.99	3.36	0.15	0.07
LTU	1.08	4.54	1.22	5.01	0.13	0.10
LUX	1.74	5.99	2.03	8.88	0.17	0.48
LVA	1.22	5.14	1.46	6.07	0.20	0.18
MEX	1.12	4.88	1.32	6.27	0.18	0.29
MLT	1.41	5.32	1.71	6.12	0.21	0.15
NLD	1.30	5.75	1.52	7.38	0.17	0.28
POL	0.88	3.15	0.93	3.76	0.06	0.19
PRT	0.94	4.41	1.26	6.38	0.34	0.45
ROU	0.90	3.40	1.06	4.07	0.18	0.20
RUS	0.99	3.84	1.12	3.86	0.13	0.00
SVK	1.19	4.25	1.37	5.30	0.16	0.25
SVN	1.11	5.62	1.37	7.13	0.23	0.27
SWE	1.09	5.40	1.24	6.32	0.14	0.17
TUR	0.83	3.27	0.93	3.66	0.11	0.12
TWN	1.06	3.28	1.32	5.78	0.25	0.76
USA	1.18	6.09	1.50	7.43	0.27	0.22

Note: Le symbole $\Delta\%CV(Out) = \frac{CV(2nd\ Out)-CV(1st\ Out)}{CV(1stOut)}$

Figure 5: Évolution de l'Asymétrie



1.5 Conclusion

Ce chapitre évalue le niveau d'exposition d'un ensemble d'économies industrialisées aux chocs sectoriels, une caractéristique qui est connue comme *asymétrie*. Pour ce faire, nous reprenons des notions récemment présentées dans la macroéconomie qui remettent l'organisation de liens inter-sectoriels au cœur du débat sur l'origine des fluctuations agrégées.

Suivant l'exercice empirique d'Acemoglu et al. (2012), nous observons que les économies industrialisées pourraient partager une caractéristique commune: la capacité de leurs réseaux de production inter-sectoriels à amplifier les chocs idiosyncratiques. Nous ne trouvons pas, néanmoins, une mesure fiable nous permettant d'approximer le "vrai niveau d'asymétrie" (i.e. celui obtenu avec des tableaux d'entrées-sorties les plus désagrégés). En conséquence, on est dans l'impossibilité de conclure si oui ou non les économies se trouvent dans une situation théorisée par Acemoglu et al. (2012), où les chocs sectoriels persistent et s'amplifient au point de devenir des fluctuations agrégées. Malgré ces résultats, nous parvenons à observer chez les pays étudiés une situation évoquée par Acemoglu et al. (2012) et retrouvée pour les Etats-Unis, à savoir, des réseaux de production ayant un mécanisme de propagation capable d'amplifier les chocs sectoriels.

Finalement, en utilisant des mesures d'asymétrie alternatives à celle utilisée par Acemoglu et al. (2012), nous menons une comparaison entre pays et au cours de temps. On parvient à établir une classification des pays étant (théoriquement) les plus exposés aux chocs sectoriels, avec des pays européens figurant dans le plus de cette liste. De façon générale, les différents indicateurs utilisés ici suggèrent qu'entre 1995 et 2011 l'évolution des réseaux de production est telle que les économies deviennent de plus en plus asymétriques. Dans les chapitres à venir, notre objectif sera de quantifier si la configuration des réseaux de production est liée à la propagation des chocs, d'abord au sein des économies (Chapitre 2), et ensuite, entre différentes économies (Chapitre 3).

Bibliography

- Acemoglu, D., Carvalho, V. M., Ozdaglar, A., & Tahbaz-Salehi, A. (2012). The Network Origins of Aggregate Fluctuations. *Econometrica*, 80(5), 1977-2016. doi: ECTA9623
- Acemoglu, D., Ozdaglar, A., & Tahbaz-Salehi, A. (2010, November). *Cascades in networks and aggregate volatility* (NBER Working Papers No. 16516). National Bureau of Economic Research, Inc. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/nbr/nberwo/16516.html>
- Acemoglu, D., Ozdaglar, A. E., & Tahbaz-Salehi, A. (2014, February). *The network origins of large economic downturns* (Levine's Working Paper Archive No. 78696900000000944). David K. Levine. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/cla/levarc/78696900000000944.html>
- Alatraste Contreras, M., & Fagiolo, G. (2014, 01). Propagation of economic shocks in input-output networks: A cross-country analysis. *Physical Review E*, 90.
- Atalay, E. (2017). How Important Are Sectoral Shocks? *American Economic Journal: Macroeconomics*, 9(4), 254-280. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/aea/aejmac/v9y2017i4p254-80.html>
- Atalay, E., Drautzburg, T., & Wang, Z. (2018). Accounting for the sources of macroeconomic tail risks. *Economics Letters*, 165(C), 65-69. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/eee/econlet/v165y2018icp65-69.html> doi: 10.1016/j.econlet.2018.01
- Bak, P., Chen, K., Scheinkman, J., & Woodford, M. (1993). Aggregate fluctuations from independent sectoral shocks: self-organized criticality in a model of production and inventory dynamics. *Ricerche Economiche*, 47(1), 3 - 30. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/003550549390023V> doi: [https://doi.org/10.1016/0035-5054\(93\)90023-V](https://doi.org/10.1016/0035-5054(93)90023-V)
- Blöchl, F., Theis, F. J., Vega-Redondo, F., & Fisher, E. O. (2011, Apr). Vertex centralities in input-output networks reveal the structure of modern economies. *Physical Review E*, 83, 046127. Retrieved from <https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevE.83.046127> doi: 10.1103/PhysRevE.83.046127
- Canals, C., Gabaix, X., Vilarrubia, J. M., & Weinstein, D. (2007, July). *Trade patterns, trade balances and idiosyncratic shocks* (Working Papers No. 0721). Banco de España; Working Papers Homepage. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/bde/wpaper/0721.html>
- Cariani, P. (2013). Using Complex Networks to Characterize International Business Cycles.

- PLoS*, 8. Retrieved from <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0058109>
- Carvalho, V. (2007, November). *Aggregate fluctuations and the network structure of intersectoral trade* (Economics Working Papers No. 1206). Department of Economics and Business, Universitat Pompeu Fabra. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/upf/upfgen/1206.html>
- Carvalho, V. (2013). *A Survey Paper on Recent Developments of Input-Output Analysis* (Publications). Complexity Research Initiative for Systemic Instabilities.
- Carvalho, V., & Gabaix, X. (2013). The Great Diversification and Its Undoing. *American Economic Review*, 103(5), 1697-1727. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/aea/aecrev/v103y2013i5p1697-1727.html>
- Clauset, A., Shalizi, C. R., & Newman, M. E. J. (2009). Power-law distributions in empirical data. *Society for Industrial and Applied Mathematics*, 51, 661-703. Retrieved from <https://doi.org/10.1137/070710111>
- diGiovanni, J., & Levchenko, A. A. (2012). Country size, international trade, and aggregate fluctuations in granular economies. *Journal of Political Economy*, 120(6), 1083-1132. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/10.1086/669161>
- diGiovanni, J., Levchenko, A. A., & Mejean, I. (2014). Firms, Destinations, and Aggregate Fluctuations. *Econometrica*, 82(4), 1303-1340. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/wly/emetrp/v82y2014i4p1303-1340.html>
- Dupor, B. (1999). Aggregation and irrelevance in multi-sector models. *Journal of Monetary Economics*, 43(2), 391 - 409. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304393298000579> doi: [https://doi.org/10.1016/S0304-3932\(98\)00057-9](https://doi.org/10.1016/S0304-3932(98)00057-9)
- Durlauf, S. N. (1993). Nonergodic economic growth. *The Review of Economic Studies*, 60(2), 349-366. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/2298061>
- Foerster, A. T., Sarte, P.-D. G., & Watson, M. W. (2011). Sectoral versus Aggregate Shocks: A Structural Factor Analysis of Industrial Production. *Journal of Political Economy*, 119(1), 1-38. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/ucp/jpolec/doi10.1086-659311.html>
- Gabaix, X. (2009, May). Power Laws in Economics and Finance. *Annual Review of Economics*, 1(1), 255-294. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/anr/reveco/v1y2009p255-294.html>
- Gabaix, X. (2011, May). The Granular Origins of Aggregate Fluctuations. *Econo-*

- metrica*, 79(3), 733-772. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/ecm/emetrp/v79y2011i3p733-772.html>
- Gabaix, X., & Ibragimov, R. (2011). Rank - 1 / 2: A Simple Way to Improve the OLS Estimation of Tail Exponents. *Journal of Business & Economic Statistics*, 29(1), 24-39. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/taf/jnlbes/v29y2011i1p24-39.html> doi: 10.1198/jbes.2010.07076
- Gunay, M., & Akkoyun, H. C. (2013). *Network Structure of the Turkish Economy (Turkiye Ekonomisinin Sektorel Ag Yapisi)* (Tech. Rep.).
- Horvath, M. (1998). Cyclicalities and sectoral linkages: Aggregate fluctuations from independent sectoral shocks. *Journal of Economic Dynamics*, 1, 781-808.
- Horvath, M. (2000). Sectoral shocks and aggregate fluctuations. *Journal of Monetary Economics*, 45, 69-106.
- Jovanovic, B. (1987). Micro shocks and aggregate risk. *The Quarterly Journal of Economics*, 102(2), 395-409. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/1885069>
- Long, J., John B, & Plosser, C. I. (1983). Real Business Cycles. *Journal of Political Economy*, 91(1), 39-69. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/ucp/jpolec/v91y1983i1p39-69.html>
- Lucas, R. E. (1977). Understanding business cycles. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 5(1), 7-29. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/eee/crcspp/v5y1977ip7-29.html>
- Newman, M. E. J. (2005, September). Power laws, Pareto distributions and Zipf's law. *Contemporary Physics*, 46, 323-351. doi: 10.1080/00107510500052444
- Pesaran, H., & Yang, C. F. (2016, December). *Econometric Analysis of Production Networks with Dominant Units* (Cambridge Working Papers in Economics No. 1678). Faculty of Economics, University of Cambridge. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/cam/camdae/1678.html>

Appendix

1.A Ajustement à une loi de Puissance: Technique de Kolmogorov-Smirnov

Notons x un échantillon de taille n , avec $P(X > x)$ sa fonction de répartition complémentaire empirique. Notons les éléments de sa fonction de répartition empirique par la séquence $x = \{x_1, x_2 \dots x_n\}$ où $x_1 < x_2 \dots < x_n$. Définissons également $\hat{P}(Y > y, \beta = \beta^{(i)})$ la fonction de répartition complémentaire théorique d'une variable aléatoire $Y \sim \text{Puissance}$ dont le paramètre de forme est égale à $\beta^{(i)}$. Clauset et al. (2009) suggèrent que pour ajuster une variable aléatoire x à une loi Puissance, il faut d'abord choisir une valeur x_{min} tel qu'il permette à $P(X > x)$ d'être le plus proche de $\hat{P}(Y > y)$. Les auteurs suggèrent ainsi suivre la technique *KS* qui consiste en trois étapes:

1. Ajuster $P(X > x_{min})$ n fois, en mettant $x_{min} = x_i$ pour $\forall x_i \in x$. À chaque ajustement, nous obtenons $\beta^{(i)}$, l'estimateur de β obtenue avec $x_{min} = x_i$.
2. Pour chaque ajustement, identifier $D_i = \max_{x_i \geq x_{min}} |P(X > x_i) - \hat{P}(Y > y_i, \beta = \beta^{(i)})|$, c'est à dire, la déviation maximale entre la fonction de répartition empirique, et la loi *Puissance* théorique évaluée selon les résultats de l'ajustement.
3. La valeur x_{min} est choisie de manière qu'elle minimise le statistique D , c'est à dire celle associée au $\min \{D_1, D_2, \dots D_n\}$.

1.B Most Influential Industries

Table 2.B1: Top 3 des Secteurs Clés

15 Économies Sélectionnées	
<i>1st Outdegree</i>	<i>2nd Outdegree</i>
ARG	
Business Services and Professionals Inland freight transport Wholesale	Business Services and Professionals Financial Institutions Real estate activities
AUST	
Professional, Scientific and Tech. Serv. Wholesale Trade Empl., Travel Agency and Other Admin. Services	Professional, Scientific and Tech. Serv. Finance Wholesale Trade
CAN	
Wholesale Trade Petroleum and Coal Products Manufacturing Other Finance, Insurance and Real Estate Services	Oil and Gas Extraction Wholesale Trade Other Finance, Insurance and Real Estate Services
CHI	
Wholesale Other business services Activities legal, accounting and R. and D. services	Wholesale Electricity generation Activities legal, accounting and R. and D. services
DK	
Wholesale and commis. trade, exc. of m. vehicles Letting of non-residential buildings Other business activities	Wholesale and commis. trade, exc. of m. vehicles Other business activities Post and telecommunications
ISR	
Wholesale and retail trade Refined petroleum and its products General expenses and imputed bank services	Refined petroleum and its products Wholesale and retail trade Banking and other financial institutions
JPN	
Commerce Finance and insurance Other business services	Finance and insurance Other business services Commerce
KO	
Wholesale and retail trade Petroleum products Hot rolled steel plates and sheets	Wholesale and retail trade Petroleum products Crude petroleum and natural gas
MEX	
Wholesale trade Manufacture of petroleum and coal Employment Services	Wholesale trade Manufacture of petroleum and coal Manufacture of basic chemicals
NZ	
Banking and financing; financial asset investing Non-residential property operation Advertising, mkt research and mgmt. services	Banking and financing; financial asset investing Non-residential property operation Advertising, mkt research and mgmt. services
THA	
Wholesale Trade Petroleum Refineries Electricity	Banking Services Petroleum Refineries Electricity
TK	
Financial inter., except ins. and pen. funding Land transport; transport via pipelines Growing of cereals and other crops n.e.c.	Financial inter., except ins. and pen. funding Manufacture of coke, refined petroleum products Land transport; transport via pipelines
TWN	
Wholesale Trade Petroleum Refining Products Financial Intermediation	Crude Petroleum and Natural Gas Extraction Petroleum Refining Products Wholesale Trade
UK	
Financial serv., except ins. and pen. funding Wholesale trade serv., except of m. vehicles and mot. Computer prog., consultancy and related services	Financial services, except insurance and pension funding Construction Electricity, transmission and distribution
USA	
Wholesale trade Mgmt. of companies and enterprises Real estate	Wholesale trade Oil and gas extraction Real estate

Chapter 2

The Network Origin of Industrial Comovements

Contents

2.1	Introduction	62
2.2	The Asymmetric Economy	65
2.3	Modeling The Inter-Industry Propagation Mechanism	66
2.4	Empirical Exercise	70
2.4.1	Predicted Industry Variance-Covariance	70
2.4.2	Data and Overview of the Method	71
2.4.3	Measures	72
2.4.4	Descriptive Statistics	76
2.4.5	Model Specification	80
2.4.6	Results	80
2.5	Conclusion	89
	Bibliography	90
	Appendices	95
1.A	The Model	95
1.A.1	Proofs	95

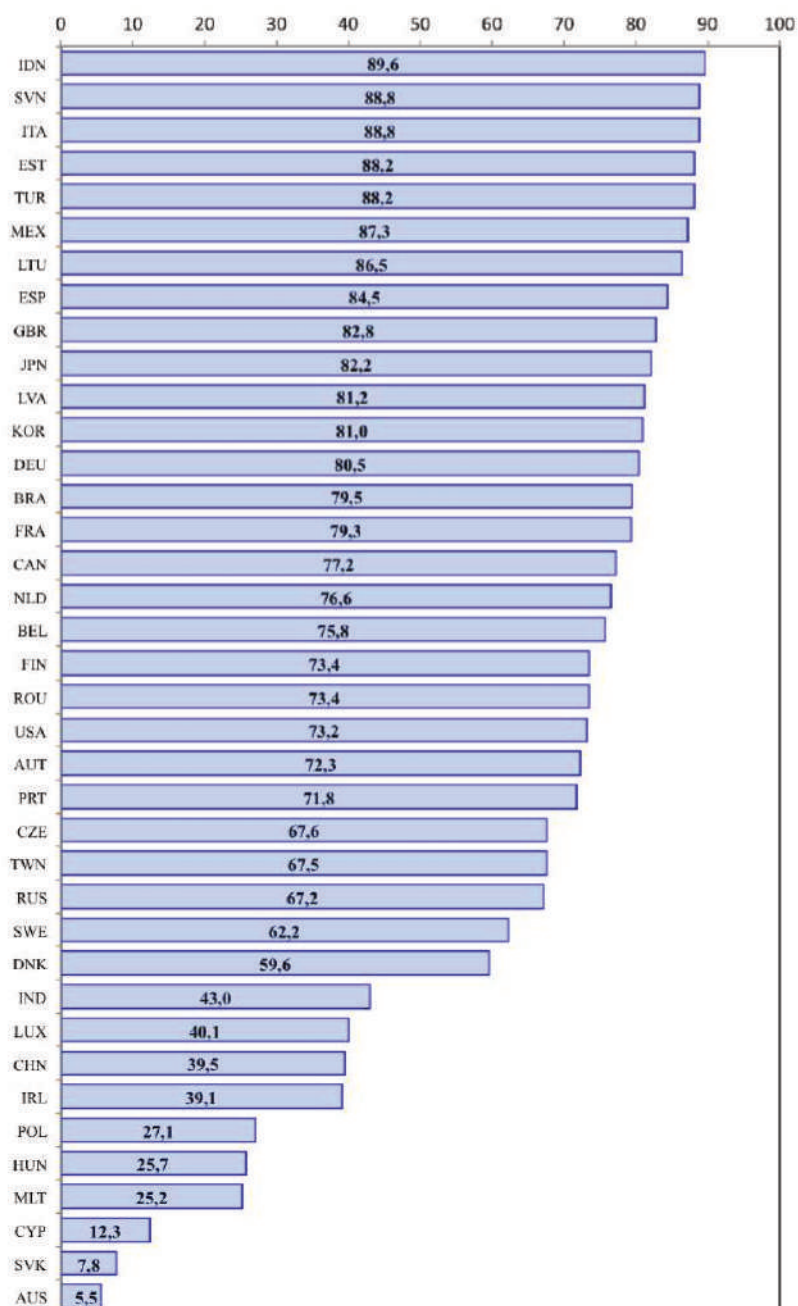
2.1 Introduction

The configuration of inter-industry input markets (also called production networks) may play a key role in the amplification of micro-economic shocks. According to recent work, micro-to-macro transmission likely depends on the way in which technological links are organized within production networks. More precisely, when economies are dependent on a *few very influential input suppliers*, there is considerable propagation and idiosyncratic shocks may turn into aggregate fluctuations. The aim of this chapter is to empirically test these theoretical propositions by asking whether the structure of inter-industry production networks does effectively determine the propagation of shocks.

This chapter follows a recent line of research returning to a classic debate in macroeconomics: the possibility that aggregate fluctuations may result from micro-economic shocks. This debate dates back (at least) to Lucas (1977), who stated that disaggregated entities such as industries or firms are too granular to influence aggregate activity. Appealing to the law of large numbers, Lucas considered that the idiosyncratic shocks experienced by micro-economic actors would tend to average out, and would therefore be imperceptible at the aggregate level. This is known as the diversification argument. Following Lucas, a number of contributions have tested the pertinence of this premise, and more recently some work has suggested that such micro-to-macro transmissions cannot be entirely ruled out. Rather, under some conditions, the organization of inter-industry linkages may render micro-economic shocks capable of affecting aggregate volatility. Production networks therefore take center stage in the recent literature on the origin of aggregate fluctuations. (Acemoglu, Carvalho, Ozdaglar, and Tahbaz-Salehi (2012), V. M. Carvalho (2014)).

This chapter contributes to this emerging branch of macroeconomics by analyzing empirically the inter-industry contagion mechanism. This would seem to be a relevant mechanism for the diffusion of shocks in industrialized economies, as inter-industry covariance explains a non-negligible fraction of aggregate volatility. Figure 1 presents a decomposition of GDP volatility over the 1996-2009 period for 38 of the most advanced economies. This shows that, in most cases, inter-industry comovements remain the main source of aggregate volatility, explaining at least 50 percent of aggregate volatility. Although Figure 1 does not allow us to determine the source of the shocks, the considerable contribution of industry covariance to aggregate volatility may in part reflect the capacity of the inter-industry channel to amplify idiosyncratic shocks. In this sense, the chapter sheds light on how the share of industry covariance

Figure 1: Aggregate GDP Decomposition: The Share of Industry Covariance in Aggregate Volatility. Author's calculations. *Source*: WIOD



in aggregate volatility may result from the very structure of inter-industry networks.

Our particular goal here is to provide an empirical test of the theoretical propositions in Acemoglu et al. (2012) that the structure of inter-industry networks can amplify idiosyncratic shocks: industry-specific shocks are more likely to turn into aggregate fluctuations in economies where inter-industry networks are dependent on a *few very influential input suppliers* (called asymmetric production networks). The hypothesis is that under this configuration the inter-industry network possesses a powerful mechanism allowing idiosyncratic shocks to

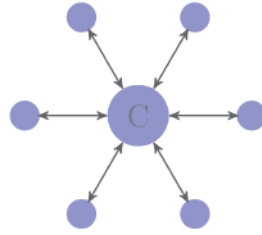
induce large multipliers.

Do more asymmetric production networks then exhibit greater propagation? I treat this question empirically by looking at the short-run dynamics of industry production, and approximating production-network contagion by a measure of inter-industry comovement. I evaluate whether the distribution of influence within the network affects industry-output synchronization. The cross-country data come from the World Input-Output Database (WIOD) over the 1996-2009 period. The results suggest that industrial activity is correlated to the organization of production networks, and that industries are more synchronized where production networks are dependent on a *few very influential input suppliers*. I explore causality using the 2008-2009 financial crisis as an exogenous shock. A striking result emerges: the response of industrial activity to this global shock was larger in countries where there was greater network asymmetry before the crisis. Overall, the results underline the capacity of inter-industry networks to amplify the propagation of shocks.

Where do we stand on the empirical analysis of the microeconomic origins of aggregate fluctuations? And what place does this chapter occupy in this literature? Work in this field has grown substantially over the last decade, following the seminal contributions of Gabaix (2011) and Acemoglu et al. (2012). Although there is not yet a clear consensus about how exposed economies are to micro shocks, great empirical progress has been made at both the firm and sector level. Examples at the firm level are V. Carvalho and Gabaix (2013) and diGiovanni, Levchenko, and Mejean (2014), showing that firm-level volatility accounts for a non-negligible fraction of GDP volatility. At the industry level, in turn, Atalay (2017) is perhaps one of most influential pieces of work in this field, highlighting a key feature that RBC models must take into account to effectively reveal the micro origins of GDP volatility: a weak elasticity of substitution between primary (labor and capital) and intermediary inputs. To better account for the contribution of industry-specific shocks to aggregate volatility, empirical models should then include considerable complementarity between factors. Atalay (2017) concludes that, by doing so, almost two-thirds of aggregate volatility in the United States can be explained by industry-specific shocks.

Compared to other work in the area, the empirical approach followed in this chapter is unusual. Most contributions here focus on identifying the sources of GDP volatility. Researchers typically attempt to estimate the contribution of idiosyncratic shocks to aggregate volatility by disentangling the microeconomic and macroeconomic sources of shocks. In this chapter, by way of contrast, I consider the inter-industry diffusion mechanism itself. I ask whether

Figure 2: Star-Like Economy



the structure of input-output linkages effectively determines the propagation of shocks. Ultimately, this is a necessary condition in the contemporary literature on the microeconomic origins of aggregate fluctuation, as analyzed by Acemoglu et al. (2012).

The remainder of the chapter is organized as follows. Section 2.2 sets out the asymmetric economy notion that motivates this chapter. Section 2.3 introduces a theoretical framework that justifies the empirical test of the theoretical propositions in Acemoglu et al. (2012), via the analysis of the short-run dynamics of industry production. Section 2.4 then discusses the indicators used in the empirical characterization of production-network diffusion mechanisms, and presents the regression techniques and results. Last, Section 2.5 concludes.

2.2 The Asymmetric Economy

By changing prices, or experiencing disruptions to production, industries can transmit shocks to other industries via technological links. In the absence of short-run substitutes, shocks spread across industries that are directly and indirectly interconnected within production networks, producing an infinite number of adjustments leading to a network multiplier. New insights in the macroeconomic literature suggest that aggregate fluctuations may result from large network multipliers of this kind, and highlight that these are determined by the organization of inter-industry links. In particular, the size of network multipliers depends on the capacity of technological interactions to amplify industry-specific shocks. When this amplification process is sufficiently strong, shocks originating within production networks may propagate across the economy and potentially produce aggregate perturbations (Acemoglu et al. (2012) and V. M. Carvalho (2014)).

According to these propositions, large networks multipliers are more likely to occur in economies with production networks that are more like the hypothetical star-shape. Figure 2 illustrates this extreme configuration, which is characterized by a central input supplier to

which the other industries are connected. In this configuration, all of the non-central industries are only indirectly connected to each other through the central node, and the internal diffusion mechanism has two particular features. First, the central supplier can rapidly affect the overall activity of the network, and may potentially become the main source of volatility in the case of shocks. Second, this structure implies the presence of a powerful channel through which idiosyncratic shocks at the periphery can easily propagate across the network. In the latter case, the likelihood that network-scale fluctuations arise from non-central actors is higher, as indirect links allow non-central industries to affect the entire network in the case of shocks (V. M. Carvalho (2014)).

How similar are modern economies to this hypothetical star-shape? And how can the investigation of inter-industry comovements shed light on the contagion mechanism within production networks? The seminal work of Acemoglu et al. (2012) demonstrates theoretically that the speed of dissipation of industry-specific shocks is lower in economies that are closer to a star-shape, increasing the propagation of idiosyncratic shocks and thus their chance of affecting aggregate activity. I here suggest that whether network configuration effectively makes industry disturbances more persistent is reflected in most cases in greater inter-industry comovements: as shocks propagate across the network, vertical linkages ensure that adjustments are made gradually and at different scales, producing synchronization in industrial activity. Therefore, whenever the configuration of technological linkages reinforces the diffusion mechanism of production networks, it should also reinforce industry comovement.

I empirically evaluate how similar economies are to the star-shape by considering the distribution of influence in production networks. The more heterogeneous (or asymmetric) is the distribution of industry influence in production networks, the more dependent economies are on a *few very influential input suppliers*, and the closer they are to the star-shape. The next section formalizes the link between the organization of production networks and the synchronization of industry production.

2.3 Modeling The Inter-Industry Propagation Mechanism

This section is based on a model first developed by Long and Plosser (1983), and used by Acemoglu et al. (2012) to analyze the granular origin of aggregate business cycles. I take the core of the inter-industry diffusion mechanism, and demonstrate that the theoretical proposition of

a link between the organization of production networks and the contagion of industry-specific shocks can be tested by looking at the short-run dynamics of industry production.

Consider an economy composed of n industries that produce according to the following production function:¹

$$y_{i,t} = (z_{i,t})^\alpha \prod_{j=1}^n (y_{j,t})^{(1-\alpha)\omega_{ij}} \quad (2.1)$$

where $y_{j,t}$ represents the production from industry $j \in \{1 \dots n\}$ that is used by i as an intermediate input, and $\omega_{ij} \in (0, 1)$ the share of industry j 's production in the total intermediate consumption of industry i . In this framework, it is also assumed that industry i 's production is subject to independent and identically distributed idiosyncratic technological shocks, denoted by $z_{i,t}$.

Equation (2.1) characterizes the engines of the inter-industry contagion mechanism. In this setting, the technological links (expressed by ω_{ij}) make industries interdependent and allow idiosyncratic disturbances to be transmitted downstream through the production chain. In what follows, I demonstrate that the organization of technological linkages in this framework determines the contagion mechanism of industry-specific shocks.

Proposition 1: *The capacity of industries to produce network spillovers is determined by how essential they are within production networks, i.e. their level of network centrality.*

To see this, let us first express the whole set of industry production decisions through the following vector of growth rates:

$$\hat{\mathbf{Y}}_{(n \times 1)} = \alpha \left[\mathbf{I} - (1 - \alpha) \mathbf{W}_{(n \times n)} \right]^{-1} \hat{\mathbf{Z}}_{(n \times 1)} \quad (2.2)$$

where the i th element of the vectors $\hat{\mathbf{Y}}$ and $\hat{\mathbf{Z}}$ is given by $g_{y_{i,t}} = \partial \log(y_{i,t}) / \partial t$ and $g_{z_{i,t}} = \partial \log(z_{i,t}) / \partial t$, respectively. Moreover, \mathbf{W} is a square matrix such that the (i,j) entries are given by ω_{ij} .²

Now consider the inter-industry diffusion mechanism through the Variance-Covariance ma-

¹This equation corresponds to the supply function at equilibrium in the model presented by Acemoglu et al. (2012).

²The matrix \mathbf{W} corresponds to the transposed (weighted) Input-Output tables. That is, \mathbf{W} is such that the columns contain the intermediate production of industry j and the rows the intermediate consumption of industry i .

trix of industrial production as follows:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{Y}} &= \mathbb{E} \left([\hat{\mathbf{Y}} - \mathbb{E}(\hat{\mathbf{Y}})][\hat{\mathbf{Y}} - \mathbb{E}(\hat{\mathbf{Y}})]^T \right), \\ \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{Y}} &= \left(\alpha [\mathbf{I} - (1 - \alpha)\mathbf{W}]^{-1} \right) \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{Z}} \left(\alpha [\mathbf{I} - (1 - \alpha)\mathbf{W}]^{-1} \right)^T\end{aligned}\quad (2.3)$$

where $\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{Y}}$ and $\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{Z}}$ denote the covariance matrices of the vectors $\hat{\mathbf{Y}}$ and $\hat{\mathbf{Z}}$, respectively. It is worth noting that even if idiosyncratic shocks are assumed to be orthogonal, industries are able to transfer idiosyncratic shocks to other industries, and to produce network spillovers, thanks to the technological ties via the term $[\mathbf{I} - (1 - \alpha)\mathbf{W}]^{-1}$. This implies that the short-run dynamics of industrial production are determined by the properties of the production networks expressed through the matrix \mathbf{W} .

Let us now define aggregate-production volatility as the variance of the weighted sum of the industrial-production growth rates (g_{y_i}) as follows:

$$\sigma_{\mathbf{Y}}^2 = \text{Var} \left(\sum_{i=1}^n w_i g_{y_i} \right) \quad (2.4)$$

where w_i denotes the share of industry i in aggregate production.

Assumption. The share of industries in aggregate production is identical, i.e. $w_i = 1/n$ for $\forall i \in n$.

Combining equations (2.3) and (2.4), aggregate volatility is:

$$\sigma_{\mathbf{Y}}^2 = \mathbf{v}^T \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{Z}} \mathbf{v} \quad (2.5)$$

where $\mathbf{v} = (\alpha/n) [\mathbf{I} - (1 - \alpha)\mathbf{W}^T]^{-1} \mathbf{1}$ corresponds to the influence vector highlighted by Acemoglu et al. (2012) and V. M. Carvalho (2014). This is a well-known notion in social-network analysis, where v is called Eigenvector centrality and is used to identify more interconnected or influential network members. In the current context, the presence of this vector suggests that the industries' capacity to generate short-run fluctuations depends on how interconnected they are in the production network. This result is parallel to that proposed by Acemoglu et al. (2012), where in a general-equilibrium framework the capacity of industries to produce aggregate fluctuations is proportional to v , their level of network influence.

Proposition 2: *The organization of the production network determines the size of network spillovers. Greater heterogeneity (or asymmetry) in industry centrality brings about more aggregate volatility.*

To illustrate, I compare aggregate volatility in the absence of inter-industry flows to that obtained in the presence of technological linkages.

(a) *Aggregate Volatility without Inter-Industry Flows.* Under this scenario, the matrix of inter-industry transactions, \mathbf{W} , is empty. Since industry-specific shocks are supposed to be orthogonal and identically distributed, aggregate volatility is:

$$\sigma_Y^2 = \frac{1}{n} \sigma_z^2 \quad (2.6)$$

where σ_z^2 denotes the variance of the idiosyncratic-shock growth rates (g_z). In this case, idiosyncratic shocks are not transmitted between industries due to the absence of technological ties. There is therefore no contagion effect, and aggregate variance is simply the variance of the (log) idiosyncratic shocks divided by the number of industries.

(b) *Aggregate Volatility with Inter-industry Flows.* In this case industries are interdependent, and idiosyncratic shocks propagate downstream through the production chain. The variance-covariance matrix Σ_Y is therefore determined by the organization of inter-industry linkages through the matrix \mathbf{W} . Aggregate volatility is:

$$\sigma_Y^2 = \frac{1}{n} \sigma_z^2 [1 + CV(v)^2] \quad (2.7)$$

where $CV(v)$ denotes the coefficient of variation of the influence vector, such that

$$CV(v) = \frac{1}{\bar{v}} \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (v_i - \bar{v})^2} \quad (2.8)$$

Here v_i denotes the i th element of the influence vector presented above. This implies that, in the presence of vertical linkages, aggregate production volatility is proportional to the degree of asymmetry of the network-centrality distribution. This is because the concentration of influence reinforces both industry variance and industry covariance. The way in which $CV(v)$ affects the variance and covariance is, in turn, determined by the structure of the matrix \mathbf{W} . To see this, consider the first-order approximation of the variance-covariance matrix of

industrial-production growth rates:

$$\Sigma_{\mathbf{Y}}^{(1st)} = \alpha^2 [\mathbf{I} + (1 - \alpha)\mathbf{W}] \Sigma_{\mathbf{Z}} [\mathbf{I} + (1 - \alpha)\mathbf{W}]^T \quad (2.9)$$

Since by definition the diagonal elements of $\Sigma_{\mathbf{Y}}^{(1st)}$ contain the variances of industry production, it is evident that $diag(\Sigma_{\mathbf{Y}}^{(1st)}) = f(diag(\mathbf{W}))$. Therefore, network structure has a considerable impact on industry variance when the input flows are concentrated on the diagonal of \mathbf{W} . More precisely, network asymmetry amplifies industry variance more in economies where input production is mainly intended to satisfy industries' own consumption (i.e. intra-industry flows). On the contrary, the greater the inter-industry flows, the larger the amplification of $CV(v)$ that passes through inter-industry covariance. In both cases, more asymmetry implies that the economy is closer to the star-shape, with a larger network-spillover effect. In the next section, I focus on the capacity of network asymmetry to foster inter-industry covariance, and test empirically whether $CV(v)$ is related to industry synchronization.

2.4 Empirical Exercise

The theoretical model predicts that greater heterogeneity in production networks may yield higher aggregate-production volatility, as greater network asymmetry amplifies both industry variance and covariance. In this chapter I focus on inter-industry covariance to evaluate this prediction empirically. I test whether higher levels of $CV(v)$ are associated with stronger industry comovements, which would be interpreted as the capacity of the network to reinforce the diffusion channels of the transmission of shocks. In this section, I begin by calculating the predicted level of aggregate volatility using actual data: the goal is to see how much aggregate volatility results from the inter-industry covariance across countries. I next introduce a set of indicators that are used in the empirical analysis and provide some descriptive statistics. I then present the main specification used in the regressions and finish by discussing the empirical results and providing some insights into the direction of causality regarding the link between network asymmetry and industry synchronization.

2.4.1 Predicted Industry Variance-Covariance

Following the theoretical model, the predicted aggregate volatility for country k can be re-expressed as a function of the first-order approximation of the industry variance-covariance

matrix ($\Sigma_{\mathbf{Y},k}^{(1st)}$) as follows:

$$\sigma_{Y,k}^2 = \frac{1}{n^2} \mathbf{1}' \left[\mathbf{I} + \alpha \mathbf{W}_k + \alpha \mathbf{W}_k' + \alpha^2 \mathbf{W}_k \mathbf{W}_k' \right] \mathbf{1} \quad (2.10)$$

where \mathbf{W}_k' is a matrix containing the inter-industry linkages with the entries (j, i) calculated as follows:

$$\omega_{j,i,k} = \frac{IO_{i,j,k}}{\sum_{i=1}^n IO_{i,j,k}} \quad (2.11)$$

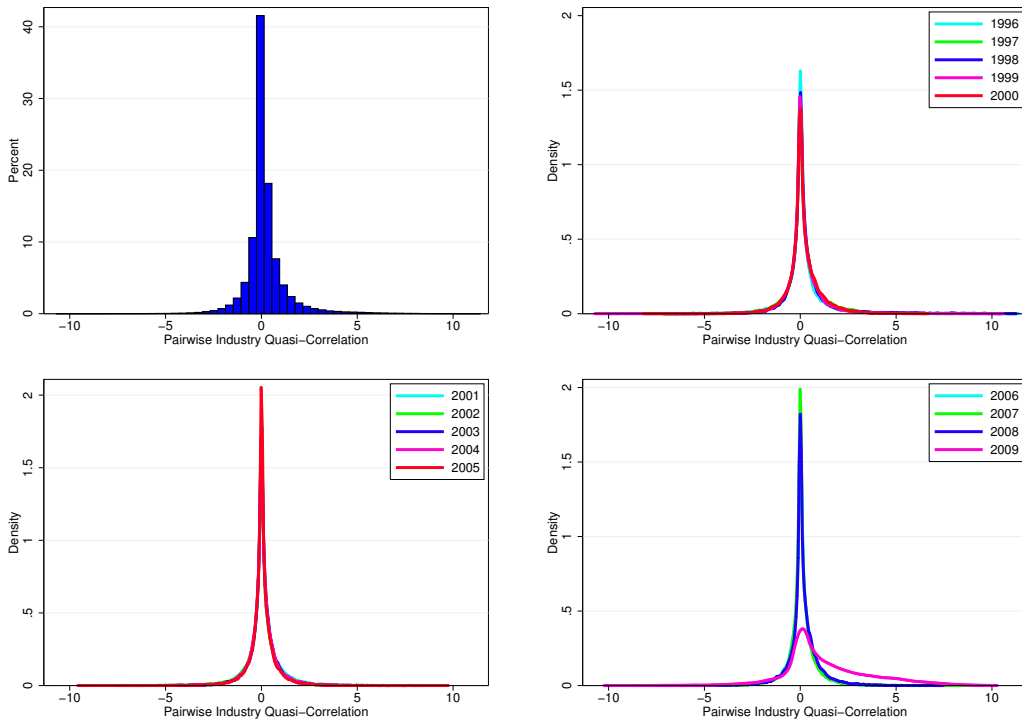
such that $IO_{i,j,k}$ represents the inputs supplied by industry i to industry j , and the denominator denotes the total intermediate consumption of industry j : $IO_{i,j,k}$ corresponds to the (i,j) element of the input-output matrix of a given country k .

Using information from the World Input-Output Database, the share of *industry covariance* the predicted aggregate production volatility is on average 0.87 for 40 of the most-advanced economies over the 1996-2009 period. This implies that most of the amplification produced by the organization of production networks on aggregate volatility may well pass via the inter-industry channel. Therefore, if $CV(v)$ effectively determines the propagation of shocks, this effect can be more easily detected by looking at inter-industry synchronization.

2.4.2 Data and Overview of the Method

The empirical analysis is carried out on a panel of 40 countries over the 1996-2009 period, using data from the World Input-Output Database. This provides harmonized time-series information on Input-Output Tables and Value Added at the industry level, allowing for the cross-country characterization of production networks. For the empirical analysis, I take the synchronization observed for each pair of industries within a country and ask whether the asymmetry in production networks increases average industry pairwise synchronization. The estimations include controls for industry-pair and country- specific characteristics that might be related to synchronization.

Figure 3: The Empirical Distribution of Inter-Industry Comovements



2.4.3 Measures

2.4.3.1 Industry Synchronization

Inter-industry covariance is measured by the pairwise *Quasi-Correlation*, which for any pair of industries i, j in country k at year t is defined as follows:

$$Qcorr_{(i,j),k,t} = \frac{(g_{i,k,t} - \overline{g_{i,k}})(g_{j,k,t} - \overline{g_{j,k}})}{\sqrt{Var(g_{i,k})Var(g_{j,k})}} \quad (2.12)$$

where $g_{i,k,t}$ denotes industry i 's production growth rate, with mean and variance denoted by $\overline{g_{i,k}}$ and $Var(g_{i,k})$, calculated over a period of $T=14$ years (i.e. between 1996-2009). The growth rates are calculated for Value Added and Input Production, which come from the Input-Output tables available at a disaggregated level for 35 industries according to the ISIC Rev.3 code. In our empirical analysis, $Qcorr_{(i,j),k,t}$ (or simply $Qcorr$) is calculated for every pair of domestic industries ($i \neq j$) and for the 40 countries available in the World Input Output Database, for a total of 595 dyads by country and year (the number of unique pairs in 35 industries).

As highlighted by Duval, Cheng, Oh, Saraf, and Seneviratne (2014), the use of the quasi-correlation as a measure of synchronization has a number of advantages. First, the comove-

Table 1: OLS: Quasi-Correlation (1996-2009)

Applied to Industry-Production Growth Rates in Volume

$$Qcorr_{(i,j),k,t} = \beta_0 + \sum_{t=1997}^{T=2009} \gamma_t Year_{(i,j),k,t} + e_{(i,j),k,t}$$

	Value Added	Input Production
Year=1998	0.195 (0.135)	0.182** (0.071)
Year=2002	-0.071** (0.033)	-0.009 (0.038)
Year=2009	1.212*** (0.176)	1.361*** (0.176)
Constant	0.098*** (0.033)	0.084** (0.033)
N	324472	312175
Adj. R^2	0.081	0.097

Robust standard errors in parentheses.

Note: Only the *time dummies* with p-value;0.05 are listed.* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

ment can be calculated based on actual rather than detrended growth rates. Second, it allows us to obtain a measure of comovement at each point in time. In the context of this chapter, as our indicator of interest (network asymmetry) is calculated at the country level in a multi-country setup, the time dimension is crucial to control for time-invariant country-specific characteristics. Moreover, $Qcorr$ also allows us to control for global shocks that may induce synchronization across the industrialized economies in the sample. To see why global shocks may be a concern, Figure 3 shows the empirical distribution of the quasi-correlation indicator. The average level of industry synchronization is around zero, and its distribution seems stable over time within the analysis period. However, in 2009 the distribution is skewed toward positive values, suggesting that a considerable percentage of industry pairs were affected by a global shock. This is confirmed in Table 1, where the $Qcorr$ indicator is regressed on time dummies. As can be seen, there was an important statistically-significant shift in industry synchronization in 2009. The estimations presented below will account for this observation by including year dummies in the regressions.

Finally, the quasi-correlation has attractive statistical properties, such as being asymptotically convergent (in the mean) to the *Pearson* correlation without being bounded to the (-1,1)

interval.³ In practice, the quasi-correlation has theoretical bounds, although these are less restrictive than those of the Pearson correlation. In particular, the lower and upper theoretical bounds are $(-(T - 1), T - 1)$, with T denoting the number of observations of $Qcorr_{(i,j),k,t}$ within the analysis period. It can be seen in Figure 3, for instance, that the values taken by $Qcorr_{(i,j),k,t}$ in the sample lie approximately in the interval $(-11, 11)$, reflecting that the number of observations on $Qcorr_{(i,j),k,t}$ in our analysis period is $T = 14$, so that the theoretical bounds are $(-13, 13)$.

2.4.3.2 Network Asymmetry

Our main indicator measures network asymmetry, which shows how close economies are from the star-shape, and approximates the capacity of the interindustry channel to amplify idiosyncratic perturbations. A network is said to be asymmetric when a large proportion of the network's total intermediate consumption is provided by a small group of industries.⁴ This is assessed for each country and year via the coefficient of variation (CV), as defined in Equation (2.8) and applied to the influence vector \mathbf{v} :

$$\mathbf{v}_{\mathbf{k},t} = \frac{\alpha}{n} \left[\mathbf{I} - (1 - \alpha) \mathbf{W}'_{\mathbf{k},t} \right]^{-1} \mathbf{1} \quad (2.13)$$

where $\mathbf{W}'_{\mathbf{k},t}$ is a matrix of inter-industry linkages, with the (j, i) entries calculated as in Equation (2.11).

For the sake of comparison, asymmetry is also calculated for two simpler versions of $\mathbf{v}_{\mathbf{k},t}$: the *first-* and *second-order outdegree centrality* vectors. Thanks to the properties of the $\mathbf{W}'_{\mathbf{k},t}$ matrix, the influence vector can be rewritten as the following infinite sum:

$$\mathbf{v}_{\mathbf{k},t} = \frac{\alpha}{n} \left[\sum_{p=1}^{\infty} (1 - \alpha)^p \left(\mathbf{W}'_{\mathbf{k},t} \right)^p \right] \mathbf{1} = \frac{\alpha}{n} \left[\mathbf{I} + (1 - \alpha) \mathbf{W}'_{\mathbf{k},t} + (1 - \alpha)^2 \left(\mathbf{W}'_{\mathbf{k},t} \right)^2 + \dots \right] \mathbf{1} \quad (2.14)$$

where the element $(1 - \alpha)^p \left(\mathbf{W}'_{\mathbf{k},t} \right)^p$ expresses the influence that input suppliers exert over buyers located p stages downstream in the production chain.

The *First-Order Outdegree* vector (or simply *first outdegree*) is given by:

$$\mathbf{D}_{\mathbf{k},t}^{(1)} = \mathbf{W}'_{\mathbf{k},t} \mathbf{1} \quad (2.15)$$

³A number of contributions have pointed out that linear regressions of bounded variables like the Pearson correlation coefficient produce estimator bias. In particular, the residuals are not normally-distributed.

⁴Later in this chapter, greater differences in network influence are found when looking at indirect linkages.

where the i th element is $d_{i,k,t}^{(1)} = \sum_{j=1}^n \omega_{j,i,k,t}$, i.e. the total direct input contributions made by industry i to the network. We can think of $d_{i,k,t}^{(1)}$ as an indicator of the direct dependency of the economy k on the inputs provided by supplier i .

The *Second-Order Outdegree* (or *second outdegree*) centrality vector is defined as follows:

$$\mathbf{D}_{k,t}^{(2)} = (\mathbf{W}'_{k,t})^2 \mathbf{1} \quad (2.16)$$

where the i th element is given by $d_{i,k,t}^{(2)} = \sum_{j=1}^n \omega_{j,i,k,t} d_{j,k,t}^{(1)}$, and $d_{j,k,t}^{(1)}$ denotes the first-order outdegree of the j th buyer. According to this indicator, industry i has greater influence over the economy when its direct input buyers are themselves important input suppliers.

2.4.3.3 Max(Influence)

The disaggregation level of the IO tables affect the metrics used in the study of production networks. In particular, highly-aggregated data tends to produce more homogeneous centrality distributions among industries, which subsequently affects indicators such as $CV(v)$, so that network asymmetry is underestimated. As an alternative measure of network asymmetry, and following Pesaran and Yang (2016), I use the maximum level of network influence, denoted by $Max(v)$.

2.4.3.4 Industry Size

At the industry level, the first control variable is Industry Size, simply calculated as the share of industry value-added in total GDP:

$$IndSize_{i,k,t} = \frac{VA_{i,k,t}}{GDP_{k,t}} \quad (2.17)$$

2.4.3.5 Vertical Linkages

Industries are more likely to comove when they interact directly in the inter-industrial network. In the regressions, this characteristic is as follows:

$$Inputs_{j,i,k,t} = \omega_{j,i,k,t} \quad (2.18)$$

where $\omega_{j,i,k,t}$ is given by equation (2.11), and denotes how dependent industry j is on the inputs produced by industry i in country k at year t . If $\omega_{j,i,k,t} = 1$, for instance, i is the only input supplier to industry j ; when $\omega_{j,i,k,t} = 0$, by way of contrast, industry j requires no inputs

from i in order to produce. As noted above, this measure is calculated using information from the input-output tables.

2.4.3.6 Sector

Industries in the same sector – Primary, Secondary or Tertiary – are more likely to comove due to their technological proximity. To control for this, the estimations include the following dummy variable:

$$SSector = \begin{cases} 1, & \text{if } Sector_i = Sector_j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.19)$$

2.4.3.7 Additional Controls

The estimations also include other time-varying country-specific characteristics that may affect interindustry comovements. For instance, industries in countries with intensive participation in global trade may be more exposed to external and asymmetric shocks, and may therefore react differently. To pick this up, the estimations control for trade openness, calculated as:

$$Openness_{k,t} = \frac{Exports_{k,t} + Imports_{k,t}}{GDP_{k,t}} \quad (2.20)$$

Similarly, the estimations also include the share of commodities in total exports:

$$CommShare_{k,t} = \frac{Exported\ Commodities_{k,t}}{Total\ Exports_{k,t}} \quad (2.21)$$

As the most-influential industries may also be the largest in terms of their contribution to GDP, network asymmetry ($CV(v)$) may reflect concentration in both network influence and aggregate production. To control for both characteristics separately, I include a measure of GDP concentration given by the coefficient of variation of industry size:

$$CV(VA)_{k,t} = \frac{1}{\overline{VA}_{k,t}} \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (VA_{i,k,t} - \overline{VA}_{k,t})^2} \quad (2.22)$$

where $VA_{k,t}$ denotes the average industry size in country k at year t .

2.4.4 Descriptive Statistics

Table 2 presents an overview of the observed technological interdependences in production networks. The vertical-linkage indicator shows that on average 33.9 percent of the total in-

Table 2: Network Complementarities

Supplier (a)	Buyer (b)	Vertical Linkages ($\omega_{b,a}$)				Avg. Pearson Corr
		Average	Standard Deviation	Min	Max	
Agriculture	Food & Beverages	33.9%	9.0%	18.9%	55.7%	5.8%
Construction	Real Estate Activities	29.4%	20.2%	1.1%	81.9%	35.5%
Mining	Coke & Petroleum	28.4%	27.8%	0.0%	90.7%	0.0%
Food & Beverages	Hotels & Restaurants	27.6%	11.5%	1.2%	58.2%	26.3%
Metals	Machinery	22.8%	9.0%	2.4%	38.3%	55.6%
Agriculture	Wood & Cork	19.6%	12.8%	0.1%	47.6%	5.4%
Financial Intermediation	Real Estate Activities	16.4%	11.2%	1.7%	40.5%	9.2%
Chemicals	Rubber & Plastics	16.2%	12.9%	0.1%	45.9%	40.4%
Renting Of Machinery & Eq	Other Services	15.9%	7.7%	1.7%	31.0%	36.0%
Wood & Cork	Manufacturing	15.4%	9.7%	1.2%	43.4%	50.0%
Renting Of Machinery & Eq	Public Admin	15.3%	7.3%	1.1%	29.1%	-2.1%
Metals	Transport Eq.	14.6%	7.4%	0.6%	46.6%	50.9%
Other Mineral	Construction	13.4%	6.6%	5.5%	31.7%	59.1%
Mining	Electricity & Gas & Water	13.2%	12.7%	0.0%	41.8%	27.0%
Metals	Electrical & Optical Eq.	12.5%	7.6%	0.3%	33.3%	52.8%
Electricity & Gas & Water	Education	12.3%	9.4%	0.8%	47.2%	10.3%
Coke & Petroleum	Other Inland Transport	12.2%	11.4%	0.0%	43.4%	4.1%
Renting Of Machinery & Eq	Education	11.7%	6.9%	1.3%	26.7%	1.5%
Mining	Other Mineral	11.1%	7.8%	0.4%	45.6%	14.1%
Other Inland Transport	Other Transport Activities	10.9%	9.3%	1.2%	37.3%	37.4%
Coke & Petroleum	Other Air Transport	10.8%	9.3%	0.0%	42.0%	11.2%
Metals	Manufacturing	10.7%	6.1%	0.8%	26.1%	47.6%
Renting Of Machinery & Eq	Health & Social Work	10.4%	5.8%	0.2%	24.0%	12.7%
Metals	Construction	10.2%	5.5%	0.7%	28.0%	46.2%

Author's calculations. Source WIOD.

termediary consumption of *Food & Beverages* industry is provided by *Agriculture*, while *Construction* satisfies 29 percent of the total intermediary consumption of *Real Estate Activities*. Table 2 also allows us to infer the indirect relationships. For instance, at the bottom of the first column, we can see that *Metals* is an important input supplier of *Construction*, which in turn is an important input supplier of *Real Estate Activities*. As such, we may conclude that *Metals* and *Real Estate Activities* have an indirect *2nd-order relationship* in the production network.

Who is who in the production network? Figure 4 provides information on the *first* and *second outdegree* of industries in the WIOD, ranked by their total network influence (v). For the *first outdegree*, the Top-5 most influential direct input suppliers are: (1) Renting of Machinery and Equipment, (2) Wholesale Trade, (3) Financial Intermediation, (4) Electricity, Gas and Water Supply and (5) Retail Trade. Considering their indirect influence (i.e. the *second outdegree*), however, the list is led by (1) and (3). This implies that, contrary to Wholesale Trade and Retail Trade, (1) and (3) not only provide inputs directly to a large proportion of the network, but also provide inputs to other important input suppliers.

Table 3: Asymmetry Over Time: $CV(v)$

Country	1996	2002	2009	$CV(v)_{2009}-CV(v)_{1996}$
AUS	0.709	0.804	0.900	0.191
AUT	0.736	0.805	0.866	0.130
BEL	1.051	1.027	1.178	0.127
BGR	0.804	0.717	0.667	-0.137
BRA	0.555	0.541	0.556	0.001
CAN	0.578	0.646	0.663	0.085
CHN	0.552	0.481	0.521	-0.031
CYP	0.813	0.904	0.905	0.092
CZE	0.585	0.613	0.725	0.140
DEU	0.940	0.986	1.077	0.137
DNK	0.733	0.798	0.963	0.230
ESP	0.554	0.538	0.661	0.107
EST	0.653	0.701	0.855	0.202
FIN	0.512	0.509	0.572	0.060
FRA	0.997	1.048	1.107	0.110
GBR	0.723	0.959	1.102	0.380
GRC	0.630	0.749	0.829	0.199
HUN	0.623	0.657	0.768	0.146
IDN	0.602	0.682	0.774	0.172
IND	0.592	0.631	0.662	0.070
IRL	0.576	0.600	0.572	-0.004
ITA	0.640	0.706	0.785	0.145
JPN	0.562	0.630	0.682	0.121
KOR	0.581	0.597	0.607	0.026
LTU	0.846	0.716	0.769	-0.077
LUX	1.065	1.202	1.216	0.151
LVA	0.672	0.753	0.908	0.235
MEX	0.726	0.805	0.850	0.124
MLT	1.035	0.952	1.063	0.028
NLD	0.895	0.907	0.975	0.080
POL	0.532	0.620	0.603	0.071
PRT	0.672	0.710	0.793	0.120
ROU	0.633	0.795	0.676	0.043
RUS	0.729	0.647	0.684	-0.044
SVK	0.797	0.743	0.882	0.085
SVN	0.705	0.761	0.860	0.155
SWE	0.650	0.698	0.767	0.117
TUR	0.705	0.575	0.606	-0.098
TWN	0.987	0.969	0.791	-0.195
USA	0.812	0.933	0.983	0.171

Regarding network asymmetry, *second-outdegree* centrality is a good approximation. Figure 5 lists the countries appearing in our empirical analysis, ranked by the coefficient of variation of the influence vector, $CV(v)$. The ranking is similar by the CV (2nd Outdegree), so that $CV(v)$ mainly reflects the capacity of second-order interactions to amplify spillovers. Last, the concentration of network influence seems to be related to geographical variables. The countries at the top of the list are small, while China and Brazil are at the bottom. In the regressions, we account for this characteristic by incorporating country fixed effects.

Figure 4: Network Centrality.

Average by Year & Country, Period: 1996-2009. Ranked by Total Influence (v)

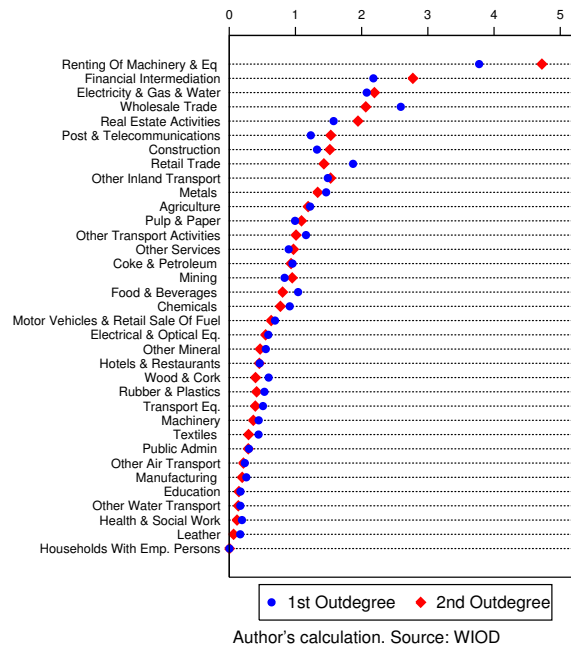


Figure 5: Network Asymmetry.

Average by Country, Period: 1996-2009. Ranked by CV(v)

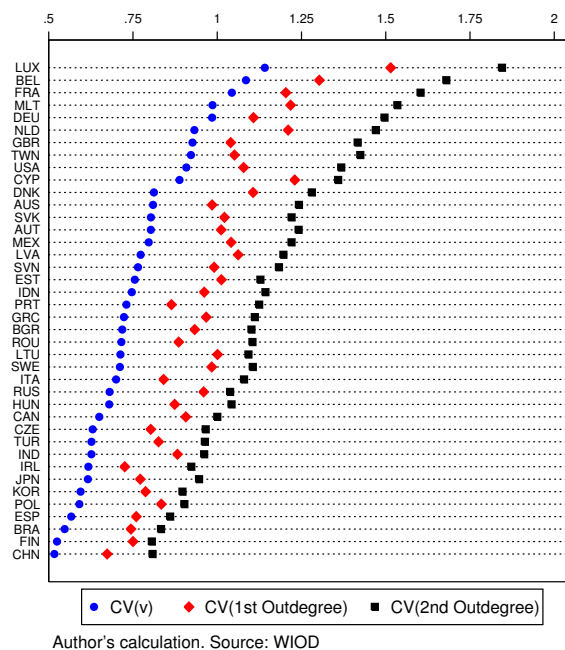


Table 4: Descriptive Statistics

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Qcorr(VA)	324,472	0.189	1.120	-10.727	11.420
Qcorr(IP)	312,175	0.216	1.110	-9.965	11.525
IndSize	325,612	0.029	0.020	0.000	0.212
Inputs	333,200	0.024	0.035	0.000	0.498
CV(v)	560	0.759	0.164	0.481	1.216
CV(Out1)	560	0.973	0.183	0.653	1.689
CV(Out2)	560	1.168	0.258	0.748	1.987
Max(v)	560	0.110	0.032	0.054	0.199
Max(Out1)	560	4.313	1.123	2.154	7.244
Max(Out2)	560	5.390	1.745	2.404	10.302
CV(VA)	560	0.966	0.170	0.675	1.619
CommShare	560	0.778	0.208	0.129	1.404
Openness	560	84.915	49.249	15.580	348.393

2.4.5 Model Specification

The empirical analysis uses linear regressions that evaluate the link between network asymmetry and industry synchronization. The main specification is the following:

$$Qcorr_{(i,j),k,t} = \gamma_k + \gamma_t + \beta_1 CV(v)_{k,t} + \Gamma' X_k + Z' X_{(i,j),k,t} + \varepsilon_{i,j,k,t} \quad (2.23)$$

where γ_k and γ_t denote country and year fixed effects, $X_{k,t}$ a vector of country-specific characteristics, and $X_{(i,j),k,t}$ a vector of characteristics specific to the industry pairs, with the rows being $x_{(i,j),k,t} = Avg(x_{i,k,t}, x_{j,k,t})$. The main objective is to see whether the diffusion mechanism in production networks is higher in more asymmetric configurations. This is captured by the CV(v) indicator, measuring the heterogeneity of the distribution of centrality among domestic industries. We expect that more asymmetric economies will have stronger diffusion mechanisms, and therefore larger inter-industry comovements.

2.4.6 Results

2.4.6.1 Preliminary Estimations

Before exploring the impact of network asymmetry on industry comovement, it is useful to consider a simple equation — with no role for network asymmetry — for industry synchronization. Table 5 shows the estimated coefficients from an equation including only pairwise

Table 5: OLS: Industry Growth-Rate Comovements (Preliminary)

Quasi-correlation, Specification Overview, 1996-2009

$$Qcorr_{(i,j),k,t} = \gamma_k + \gamma_t + Z'X_{(i,j),k,t} + \varepsilon_{i,j,k,t}$$

	(1)	(2)	(3)	(4)
	VA	VA	IP	IP
SSector	0.044*** (0.007)		0.065*** (0.010)	
IndSize	-1.109*** (0.337)	-0.249 (0.318)	-2.154*** (0.374)	-1.065*** (0.315)
Inputs	0.419*** (0.112)	0.509*** (0.111)	0.532*** (0.125)	0.675*** (0.127)
Secondary		0.142*** (0.017)		0.180*** (0.015)
Primary		-0.108** (0.043)		-0.119*** (0.041)
Tertiary		-0.013 (0.009)		-0.007 (0.013)
<i>N</i>	324472	324472	312175	312175
Country FE	YES	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES
Adj. R^2	0.091	0.093	0.109	0.112

Clustered standard errors at the country level appear in parentheses.

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

industry indicators as the independent variables explaining comovement. This specification yields consistent results from an industry-synchronization point of view. For instance, industry pairs in the same sector (*SSector*) on average exhibit greater synchronization (Eqs. 1 and 3). Equally, direct technological links promote synchronization across industries. As captured by the *Inputs* indicator, this is a fundamental characteristic of the theoretical model presented above, where stronger technological links between industries imply greater synchronization. The synchronization effect from both *SSector* and *Inputs* is larger for Input Production than for Value Added.

2.4.6.2 Main Results

We now turn to our main goal: the analysis of the link between network asymmetry and inter-industry comovement. Our equation now includes not only the pairwise industry indicators, but also the network-asymmetry variable, $CV(v)$. The results are presented in Tables 6 to 9. Overall, greater network asymmetry is linked to stronger industry synchronization in both

Value Added and Input Production (Tables 6 and 7). This effect is robust to the inclusion of country-specific characteristics (Tables 8 and 9), and is interpreted as showing the capacity of the organization of technological linkages to amplify network spillovers. The alternative measure of network asymmetry, $Max(v)$, yields the same results as $CV(v)$. Moreover, the coefficients of asymmetry are all significant no matter which vector of centrality (*total influence*, *first* or *second* outdegree) is used to calculate network asymmetry. The empirical evidence thus supports the theoretical propositions in Acemoglu et al. (2012) and V. M. Carvalho (2014). A positive link between $CV(v)$ and the force of the propagation of shocks (approximated here by industry comovement) is a necessary condition for production networks to be at the core of aggregate fluctuations.

2.4.6.3 The Size of the Effect

The estimations predict that one standard-deviation higher $CV(v)$ is associated with a rise in the quasi-correlation of about 0.23 and 0.15 for Value Added⁵ and Input Production⁶, respectively. The results using the second asymmetry indicator, $Max(v)$, are strikingly similar, with figures of 0.18⁷ and 0.15⁸ respectively. This suggests that both indicators capture network asymmetry in a similar way.

Network asymmetry seems to mainly reflect the capacity of first- and second-order linkages to amplify spillovers. As shown above in Section 2.4.3.2, the influence vector can be decomposed into an infinite sum of Outdegree vectors, each reflecting the capacity of industries to transfer shocks at different stages downstream through the production chain. The *first outdegree* provides a measure of how influential industries are as direct input suppliers; the *second outdegree*, in contrast, yields a measure of how important industries are as second-round suppliers. The results suggest that one standard-deviation higher $CV(Out1)$ produces a quasi-correlation in Value Added that is about 0.32 higher, i.e. forty percent higher than that associated with $CV(v)$. The analogous quasi-correlation effect of $CV(Out2)$ is about 0.27. The same pattern is observed for Input Production, and when using the $Max(Out1)$ and $Max(Out2)$ indicators. In all cases, the quasi-correlation is more sensitive to the concentration of centrality in the *first*- and *second*-order outdegrees than to the heterogeneity of the total influence vector. One implication is then that we can have a good idea of what is behind network volatility, and potentially that of the whole economy as well, by looking

⁵Obtained by combining information from Table 4 and Equation 1 in Table 6: $(1.406) \times (0.164) = 0.23$.

⁶Idem, Table 4 and Equation 4 in Table 6: $(0.939) \times (0.164) = 0.15$.

⁷Idem, Table 4 and Equation 1 in Table 7: $(5.747) \times (0.032) = 0.18$.

⁸Idem, Table 4 and Equation 4 in Table 7: $(4.781) \times (0.032) = 0.15$.

at the first- and second-outdegree vectors. Policy makers seeking to identify key industries may not therefore only consider the size of these industries, but also their role as first- and second-order suppliers.

Interpreting the marginal effects for quasi-correlations is, however, less straightforward than that for Pearson correlations. One way to evaluate the effect of network asymmetry is to compare the marginal effect of $CV(Out1)$ to the empirical moments of the quasi-correlation. As illustrated in Table 1, the mean and standard deviation of $Qcorr(VA)$ are, respectively, $Avg(Qcorr)=0.18$ and $\sigma(Qcorr)=1.12$. In the case of network asymmetry, the estimations suggest that a one standard-deviation rise in $CV(Out1)$ is associated with an increase in $Qcorr$ of $\frac{9}{5}Avg(Qcorr)$ or $\frac{1}{4}\sigma(Qcorr)$. How informative are these figures? We can use the global financial crisis as an experiment to carry out some "back of the envelope" calculations. As shown in Table 1, $Qcorr(VA)$ in 2009 experienced a significant positive shift of about 1.212, which is roughly equivalent to one $\sigma(Qcorr)$. Put in terms of network asymmetry, the global financial crisis produced a level of synchronization of four times the effect associated with one standard deviation higher $CV(Out1)$. Although the effect of asymmetry is then small as compared to a major global shock, it is relatively important compared to *Inputs* and *Secondary*, variables that are useful in predicting synchronization, and that are theoretically meaningful for the diffusion of shocks. For instance, for a pair of industries to experience higher quasi-correlation of $\frac{1}{4}\sigma(Qcorr)$, *Inputs* would need to rise by about 0.45, i.e. more than twelve standard deviations. This suggests that pair-to-pair industry synchronization is far more sensitive to the overall configuration of production networks, expressed via $CV(v)$, than to the direct technological linkages measured by *Inputs*. Again, this is interpreted as the capacity of asymmetric network configurations to promote the diffusion of shocks.

Table 6: OLS: Industry Growth-Rate Comovements (Main Res. $Cv(v)$)

Quasi-correlation, Value Added (VA) and Input Production (IP) in volume, 1996-2009

$$Qcorr_{(i,j),k,t} = \gamma_k + \gamma_t + \beta_1 CV(v)_{k,t} + Z'X_{(i,j),k,t} + \varepsilon_{i,j,k,t}$$

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	VA	VA	VA	IP	IP	IP
CV(v)	1.406*** (0.319)			0.939*** (0.347)		
CV(Outdegree1)		1.768** (0.724)			1.289** (0.544)	
CV(Outdegree2)			1.050*** (0.254)			0.710*** (0.258)
<i>N</i>	324472	324472	324472	312175	312175	312175
Industry Controls	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Country FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Adj. R^2	0.095	0.097	0.095	0.111	0.112	0.111

Clustered standard errors at the country level appear in parentheses.

Industry-specific controls: Industry size (*IndSize*), same sector dummy (*SSector*), and technology-linkages parameter (*Inputs*).

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Table 7: OLS: Industry Growth-Rate Comovements (Main Res. $Max(v)$)

Quasi-correlation, Value Added (VA) and Input Production (IP) in volume, 1996-2009

$$Qcorr_{(i,j),k,t} = \gamma_k + \gamma_t + \beta_1 CV(v)_{k,t} + Z'X_{(i,j),k,t} + \varepsilon_{i,j,k,t}$$

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	VA	VA	VA	IP	IP	IP
Max(v)	5.747*** (1.186)			4.781** (1.948)		
Max(Outdegree1)		0.197*** (0.054)			0.178*** (0.064)	
Max(Outdegree2)			0.126*** (0.027)			0.103** (0.039)
<i>N</i>	324472	324472	324472	312175	312175	312175
Industry Controls	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Country FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Adj. R^2	0.104	0.106	0.105	0.121	0.122	0.121

Clustered standard errors at the country level appear in parentheses.

Industry-specific controls: Industry size (*IndSize*), same sector dummy (*SSector*), and technology-linkages parameter (*Inputs*).

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Table 8: OLS: Industry Growth-Rate Comovements (Robustness, $CV(v)$)

Quasi-correlation, Value Added in volume, 1996-2009
 $Qcorr_{(i,j),k,t} = \gamma_k + \gamma_t + \beta_1 CV(v)_{k,t} + \Gamma' X_k + Z' X_{(i,j),k,t} + \varepsilon_{i,j,k,t}$

	(1)	(2)	(3)	(4)
CV(v)	1.406*** (0.319)	1.328*** (0.294)	1.323*** (0.330)	1.394*** (0.320)
CV(IndSize)		0.396 (0.386)		
CommShare			-0.303 (0.264)	
Openness				0.004 (0.004)
<i>N</i>	324472	324472	324472	324472
Industry Controls	YES	YES	YES	YES
Country FE	YES	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES
Adj. R^2	0.095	0.095	0.095	0.096

Clustered standard errors at the country level in parentheses.
Industry-specific controls: Industry size (*IndSize*), same sector dummy (*SSector*) and technology-linkages parameter (*Inputs*).
 * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Table 9: OLS: Industry Growth-Rate Comovements (Robustness, $Max(v)$)

Quasi-correlation, Input Production in volume, 1996-2009
 $Qcorr_{(i,j),k,t} = \gamma_k + \gamma_t + \beta_1 CV(v)_{k,t} + \Gamma' X_k + Z' X_{(i,j),k,t} + \varepsilon_{i,j,k,t}$

	(1)	(2)	(3)	(4)
CV(v)	0.939*** (0.347)	0.921** (0.374)	0.898** (0.339)	0.930*** (0.343)
CV(IndSize)		0.089 (0.345)		
CommShare			-0.150 (0.266)	
Openness				0.003 (0.002)
<i>N</i>	312175	312175	312175	312175
Industry Controls	YES	YES	YES	YES
Country FE	YES	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES
Adj. R^2	0.111	0.111	0.111	0.111

Clustered standard errors at the country level in parentheses.
Industry-specific controls: Industry size (*IndSize*), same sector dummy (*SSector*) and technology-linkages parameter (*Inputs*).
 * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

2.4.6.4 Causality

The econometric method used in this work does not allow us to infer the direction of causality. The way in which network asymmetry may produce inter-industry comovement is as follows. In the aftermath of a productivity shock, a given industry i lowers its price and increases production. This triggers a series of correlated changes in industries that use (directly and indirectly) i 's production as intermediate inputs. If industry i is highly interconnected, this spillover effect is large and likely to spread out over the network. More importantly, the more asymmetric the inter-industry network, the stronger the contagion effect and the higher overall inter-industry comovement. In this case the causality clearly runs from network asymmetry to synchronization.

There is no clear reason why causality could not also run in the opposite direction however: greater synchronization leading to more asymmetry. One could, for instance, consider that in countries where economic activity is *per se* strongly synchronized (e.g. small countries), industries trying to make efficiency gains may organize themselves in such a way that a small group of suppliers leads the game.⁹ Reverse causality may therefore be a concern.

This said, establishing causal effects in this particular context is not an easy task, mainly because there is not yet a clear consensus about why inter-industry networks evolve into asymmetric configurations. Some branches of economics have analyzed the emergence of *general purpose technologies*,¹⁰ a term that in the context of this chapter refers to highly interconnected or central industries.¹¹ However, the analysis of these technologies in the context of aggregate fluctuations is only recent. In this line of research, V. Carvalho and Voigtländer (2015) is promising. The authors provide theoretical backing for and identify an empirical regularity regarding the evolution of inter-industry networks: the evolution of centrality is not random. Industries are more likely to become prominent direct suppliers when the inputs they produce are already indirectly key for network functioning. Despite the contributions of this work, it is still difficult to establish a well-founded set of observable drivers of network asymmetry. As a consequence, it is not clear what a good instrument would

⁹This is of course a hypothesis and not exclusive to small countries. We may, for instance, note in Figure 2 that in the hypothetical *star-shape network* inter-industry transactions are at the minimum level. If developing and maintaining a link is costly, then the star configuration minimizes the overall cost of interconnection. In this sense, moving towards the star configuration would offer efficiency gains to industries that integrate their interconnection costs in their profit maximization.

¹⁰For a well-documented literature review of this topic, see Bekar, Carlaw, and Lipsey (2017).

¹¹It is worth noting that, in the context of this chapter, the emergence of strongly-interconnected industries implies a concentration of network centrality. One simple way to see this is by observing that the elements of the influence vector (\mathbf{v}) sum up to 1.

Table 10: OLS: Quasi-correlation and Network Asymmetry in 2009

	Value Added (VA) and Input Production (IP) in Volume.							
	(1) VA	(2) VA	(3) VA	(4) VA	(5) IP	(6) IP	(7) IP	(8) IP
$CV(v)_{(2008)}$	2.063*** (0.108)				1.052*** (0.109)			
$CV(v)_{(2005)}$		1.771*** (0.122)				1.216*** (0.123)		
$CV(v)_{(2001)}$			1.210*** (0.106)				1.141*** (0.106)	
$CV(v)_{(1996)}$				0.546*** (0.123)				0.722*** (0.124)
N	23158	23158	23158	23158	22310	22310	22310	22310
Industry Controls	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Country Controls	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Adj. R^2	0.042	0.036	0.032	0.028	0.050	0.051	0.051	0.048

Clustered standard errors at the country level in parentheses.

Industry-specific controls: Industry size (*IndSize*), same sector dummy (*SSector*), and technology-linkages parameter (*Inputs*).

Country-specific controls: the concentration of industry value added ($CV(VA)$), the openness index (*Openness*) and commodities share in total exports (*CommShare*).

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

be¹² to address the potential endogeneity of network asymmetry.

An alternative (although very preliminary and not conclusive) way in which OLS estimations may reveal causality is to consider the global crisis of 2009 as an exogenous shock. If network asymmetry effectively fosters the diffusion of shocks, it should have amplified synchronization during the major shock of the global financial crisis. Although the theoretical framework highlights the conditions under which industry-specific shocks alone may induce aggregate fluctuations, their implications also apply to the diffusion of aggregate shocks (such as country-specific or global shocks). The theoretical model predicts that, regardless of the origin of the disturbances, amplification should be stronger in more asymmetric configurations. In this sense, the global financial crisis offers an opportunity to see the network asymmetry operating in the context of a *global common shock*.¹³

Table 10 reproduces the main estimations presented in Table 6, but with two main differences allowing for the analysis of the propagation of the global shock. First, the sample is restricted to the year in which the financial crisis had its greatest impact over the sample. I thus only consider quasi-correlations in 2009, since, as mentioned above, there was a positive

¹²Namely, a country-specific variable that is correlated with network asymmetry but uncorrelated with the level of synchronization of industrial activity.

¹³Although it is clear that countries were not equally affected by the financial crisis, the term common global shock refers to the fact that the average industry was affected. Again, this is based on the results presented in Table 1, where the average quasi-correlation shifted significantly in 2009.

significant shift in average industry comovement then. Second, asymmetry in 2009 is assessed using the lags of $CV(v)$. The earlier we assess the asymmetry of economies, the less likely is $CV(v)$ to reflect any reconfiguration of inter-industry networks due to the financial crisis. The results from this exercise suggest that the response of industrial activity to the 2009 global shock was higher in countries where network asymmetry was already higher before the shock. For Value Added, for example, the link between $CV(v)_{(2008)}$ and the quasi-correlation in 2009 is about 46 percent higher than the average effect observed over the whole 1996-2009 period. This link seems to fall with the time horizon used to assess network asymmetry.

Although this is not conclusive evidence of causality, it does seem to be a good starting point. The concern about reverse causality comes mainly from the fact that in economies with highly-synchronized economic activity, production-network organization might tend toward the *star-shape*. Two observations, however, suggest the opposite relationship, at least in the short-run. First, the $CV(v)$ time series reveals that economies that were asymmetric in 1996 remained asymmetric at the end of the period. The same holds for countries that were initially not asymmetric: they continue to exhibit lower asymmetry compared to the rest of the sample. Network asymmetry therefore seems to be a structural characteristic, so that it is unlikely that changing industry synchronization affect asymmetry in the short run. Second, it seems implausible that the strong synchronization produced by the 2009 global shock determine the values of $CV(v)$ observed prior to the shock. The non-negligible rise in the link between $CV(v)$ and Q_{corr} during the crisis therefore suggests that the structural level of network asymmetry (expressed via the lags of $CV(v)$) may be partially responsible for how the global shock spread across domestic industries. This is true, of course, as long as the lags of $CV(v)$ are independent of the global shock. Although this independence seems to be a reasonable hypothesis, we cannot rule out a long-term relationship between the factors that led to financial crisis (e.g. systemic financial risk) and the degree of structural inter-industry network asymmetry. Uncovering the roots of network asymmetry will help to answer this question.

2.5 Conclusion

The research in this chapter has proposed an empirical test of recent theoretical propositions suggesting inter-industry networks as an important amplifier of microeconomic shocks [Acemoglu et al. (2012), V. M. Carvalho (2014)]: economies where inter-industry networks are led by a *few very influential input suppliers* tend to have more-persistent idiosyncratic shocks, due to the presence of strong network multipliers. When the spillover mechanism is strong enough, idiosyncratic shocks may result in aggregate fluctuations. I test a necessary condition linked to these propositions: that the diffusion of shocks within production networks be determined by the organization of technological linkages.

Using the same theoretical framework as in Acemoglu et al. (2012), I first demonstrate that the amplification induced by the organization of production networks can be analyzed via the short-term dynamics of industry production. I moreover show that the largest part of this effect might pass through the inter-industry channel, and may be more easily detected via the analysis of industry comovements. I take the model to the data in the empirical analysis, with the results suggesting that, on average, production-network asymmetry is associated with greater synchronization in domestic-industry activity. After controlling for country- and industry-specific characteristics, this effect remains robust and statistically significant across all of our specifications. The results also suggest that the degree of technological linkages (a key parameter in the theoretical model) is a useful predictor of inter-industry synchronization. More importantly, pairwise industry synchronization is found to be far more sensitive to network asymmetry (a country-specific feature) than to the degree of technological linkages (an industry-specific characteristic). In particular, the link between network asymmetry and industry synchronization is higher during the 2009 financial crisis.

This approach is different to that taken by other work in this area, which typically looks for the microeconomic origins of aggregate fluctuations. I here instead focus on the propagation mechanism itself, i.e. that required for industry-specific shocks to become aggregate fluctuations. I find that the propagation of shocks in production networks does depend on the organization of technological linkages, which is a necessary condition for the granular origin of aggregate fluctuations.

Bibliography

- Acemoglu, D., Carvalho, V. M., Ozdaglar, A., & Tahbaz-Salehi, A. (2012). The Network Origins of Aggregate Fluctuations. *Econometrica*, 80(5), 1977-2016. doi: ECTA9623
- Acemoglu, D., Ozdaglar, A., & Tahbaz-Salehi, A. (2010, Nov). *Cascades in networks and aggregate volatility* (NBER Working Paper No. 16516). National Bureau of Economic Research, Inc. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/nbr/nberwo/16516.html>
- Acemoglu, D., Ozdaglar, A. E., & Tahbaz-Salehi, A. (2014, February). *The network origins of large economic downturns* (Levine's Working Paper Archive No. 78696900000000944). David K. Levine. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/cla/levarc/78696900000000944.html>
- Alatraste Contreras, M., & Fagiolo, G. (2014, 01). Propagation of economic shocks in input-output networks: A cross-country analysis. *Physical Review E*, 90.
- Atalay, E. (2017). How Important Are Sectoral Shocks? *American Economic Journal: Macroeconomics*, 9(4), 254-280. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/aea/aejmac/v9y2017i4p254-80.html>
- Atalay, E., Drautzburg, T., & Wang, Z. (2018). Accounting for the sources of macroeconomic tail risks. *Economics Letters*, 165(C), 65-69. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/eee/econlet/v165y2018icp65-69.html> doi: 10.1016/j.econlet.2018.01
- Bekar, C., Carlaw, K., & Lipsey, R. (2017, Dec 14). General purpose technologies in theory, application and controversy: a review. *Journal of Evolutionary Economics*. Retrieved from <https://doi.org/10.1007/s00191-017-0546-0> doi: 10.1007/s00191-017-0546-0
- Blöchl, F., Theis, F. J., Vega-Redondo, F., & Fisher, E. O. (2011, Apr). Vertex centralities in input-output networks reveal the structure of modern economies. *Physical Review E*, 83, 046127. Retrieved from <https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevE.83.046127> doi: 10.1103/PhysRevE.83.046127
- Canals, C., Gabaix, X., Vilarrubia, J. M., & Weinstein, D. (2007, July). *Trade patterns, trade balances and idiosyncratic shocks* (Working Paper No. 0721). Banco de España; Working Papers Homepage. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/bde/wpaper/0721.html>
- Cariani, P. (2013). Using Complex Networks to Characterize International Business Cycles. *PLoS One*, 8. Retrieved from <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0058109>

- Carvalho, V. (2007, November). *Aggregate fluctuations and the network structure of intersectoral trade* (Economics Working Paper No. 1206). Department of Economics and Business, Universitat Pompeu Fabra. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/upf/upfgen/1206.html>
- Carvalho, V. (2013). *A Survey Paper on Recent Developments of Input-Output Analysis* (Publications). Complexity Research Initiative for Systemic Instabilities.
- Carvalho, V., & Gabaix, X. (2013, August). The Great Diversification and Its Undoing. *American Economic Review*, *103*(5), 1697-1727. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/aea/aecrev/v103y2013i5p1697-1727.html>
- Carvalho, V., & Voigtländer, N. (2015, February). *Input Diffusion and the Evolution of Production Networks* (Working Paper No. 759). Barcelona Graduate School of Economics. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/bge/wpaper/759.html>
- Carvalho, V. M. (2014, Fall). From Micro to Macro via Production Networks. *Journal of Economic Perspectives*, *28*(4), 23-48. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/aea/jecper/v28y2014i4p23-48.html>
- Carvalho, V. M., & Grassi, B. (2016, April). *Large Firm Dynamics and the Business Cycle* (Cambridge Working Papers in Economics No. 1556). Faculty of Economics, University of Cambridge. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/cam/camdae/1556.html>
- Clauset, A., Shalizi, C. R., & Newman, M. E. J. (2009). Power-law distributions in empirical data. *Society for Industrial and Applied Mathematics*, *51*, 661-703. Retrieved from <https://doi.org/10.1137/070710111>
- diGiovanni, J., & Levchenko, A. A. (2012). Country size, international trade, and aggregate fluctuations in granular economies. *Journal of Political Economy*, *120*(6), 1083-1132. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/10.1086/669161>
- diGiovanni, J., Levchenko, A. A., & Mejean, I. (2014, July). Firms, Destinations, and Aggregate Fluctuations. *Econometrica*, *82*(4), 1303-1340. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/wly/emetrp/v82y2014i4p1303-1340.html>
- Dupor, B. (1999). Aggregation and irrelevance in multi-sector models. *Journal of Monetary Economics*, *43*(2), 391 - 409. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304393298000579> doi: [https://doi.org/10.1016/S0304-3932\(98\)00057-9](https://doi.org/10.1016/S0304-3932(98)00057-9)
- Duval, R. A., Cheng, K. C., Oh, K. H., Saraf, R., & Seneviratne, D. (2014, April). *Trade Integration and Business Cycle Synchronization; A Reappraisal with Focus on Asia* (IMF

- Working Paper No. 14/52). International Monetary Fund. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/imf/imfwpa/14-52.html>
- Foerster, A. T., Sarte, P.-D. G., & Watson, M. W. (2011). Sectoral versus Aggregate Shocks: A Structural Factor Analysis of Industrial Production. *Journal of Political Economy*, 119(1), 1-38. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/ucp/jpolec/doi10.1086-659311.html>
- Gabaix, X. (2009, May). Power Laws in Economics and Finance. *Annual Review of Economics*, 1(1), 255-294. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/anr/reveco/v1y2009p255-294.html>
- Gabaix, X. (2011, May). The Granular Origins of Aggregate Fluctuations. *Econometrica*, 79(3), 733-772. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/ecm/emetrp/v79y2011i3p733-772.html>
- Gabaix, X., & Ibragimov, R. (2011, January). Rank - 1 / 2: A Simple Way to Improve the OLS Estimation of Tail Exponents. *Journal of Business & Economic Statistics*, 29(1), 24-39. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/taf/jnlbes/v29y2011i1p24-39.html> doi: 10.1198/jbes.2010.07076
- Grassi, B. (2018). *IO in I-O: Size, Industrial Organization, and the Input-Output Network Make a Firm Structurally Important* (Working Paper No. 619). IGIER (Innocenzo Gasparini Institute for Economic Research), Bocconi University. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/igi/igierp/619.html>
- Gunay, M., & Akkoyun, H. C. (2013). *Network Structure of the Turkish Economy (Turkiye Ekonomisinin Sektorel Ag Yapisi)* (CBT Research Notes in Economics No. 1322). Research and Monetary Policy Department, Central Bank of the Republic of Turkey. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/tcb/econot/1322.html>
- Horvath, M. (1998). Cyclicalities and sectoral linkages: Aggregate fluctuations from independent sectoral shocks. *Journal of Economic Dynamics*, 1, 781-808.
- Horvath, M. (2000). Sectoral shocks and aggregate fluctuations. *Journal of Monetary Economics*, 45, 69-106.
- Long, J., John B, & Plosser, C. I. (1983, February). Real Business Cycles. *Journal of Political Economy*, 91(1), 39-69. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/ucp/jpolec/v91y1983i1p39-69.html>
- Lucas, R. E. (1977). Understanding business cycles. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 5(1), 7-29. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/eee/crcspp/>

v5y1977ip7-29.html

Newman, M. E. J. (2005, September). Power laws, Pareto distributions and Zipf's law. *Contemporary Physics*, 46, 323-351. doi: 10.1080/00107510500052444

Pesaran, H., & Yang, C. F. (2016, December). *Econometric Analysis of Production Networks with Dominant Units* (Cambridge Working Papers in Economics No. 1678). Faculty of Economics, University of Cambridge. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/cam/camdae/1678.html>

Shea, J. (2002). Complementarities and comovements. *Journal of Money, Credit and Banking*, 34(2), 412-433. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/3270695>

Tahbaz-Salehi, A., Carvalho, V. M., Nirei, M., & Saito, Y. U. (2017). *Supply Chain Disruptions: Evidence from the Great East Japan Earthquake* (Working Papers No. 2017-01). Becker Friedman Institute for Research In Economics. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/bfi/wpaper/2017-01.html>

Appendix

1.A The Model

Consider an economy composed of n industries, where production in industry i is characterized by the following production function:

$$y_{i,t} = (z_{i,t})^\alpha \prod_{j=1}^n (y_{j,t})^{(1-\alpha)\omega_{ij}} \quad (2.24)$$

Here $y_{j,t}$ represents the production of industry $j \in \{1 \dots n\}$ that is used by i as intermediate input, and $\omega_{ij} \in (0, 1)$ the share of industry j 's production in the total intermediate consumption of industry i . It is also assumed that industry i 's production is subject to independent and identically distributed idiosyncratic technological shocks, denoted by $z_{i,t}$.

In this framework the whole set of industry production decisions can be expressed by the following vector of growth rates:

$$\hat{\mathbf{Y}}_{(n \times 1)} = \alpha \left[\mathbf{I} - (1 - \alpha) \mathbf{W}_{(n \times n)} \right]^{-1} \hat{\mathbf{Z}}_{(n \times 1)} \quad (2.25)$$

where the i th element of vectors $\hat{\mathbf{Y}}$ and $\hat{\mathbf{Z}}$ is given by $g_{y_{i,t}} = \partial \log(y_{i,t}) / \partial t$ and $g_{z_{i,t}} = \partial \log(z_{i,t}) / \partial t$, respectively. Moreover, \mathbf{I} denotes the identity matrix of order n and \mathbf{W} a square matrix with (i,j) entries given by ω_{ij} .

The Variance-Covariance matrix of industrial production in this framework is:

$$\begin{aligned} \Sigma_{\mathbf{Y}} &= \mathbb{E} \left([\hat{\mathbf{Y}} - \mathbb{E}(\hat{\mathbf{Y}})] [\hat{\mathbf{Y}} - \mathbb{E}(\hat{\mathbf{Y}})]^T \right), \\ \Sigma_{\mathbf{Y}} &= \left(\alpha [\mathbf{I} - (1 - \alpha) \mathbf{W}]^{-1} \right) \Sigma_{\mathbf{Z}} \left(\alpha [\mathbf{I} - (1 - \alpha) \mathbf{W}]^{-1} \right)^T \end{aligned} \quad (2.26)$$

where $\Sigma_{\mathbf{Y}}$ and $\Sigma_{\mathbf{Z}}$ are the covariance matrices of the vectors $\hat{\mathbf{Y}}$ and $\hat{\mathbf{Z}}$ respectively.

1.A.1 Proofs

PROOF OF PROPOSITION 1: Let the aggregate-production growth rate (g_Y) be defined as a weighted sum of the industrial-production growth rates (g_y) as follows:

$$g_Y = \sum_{i=1}^n w_i g_{y_i} \quad (2.27)$$

where w_i denotes the share of industry i in aggregate production. By setting $w_i = 1/n$ for $\forall i$, aggregate volatility ($Var(g_Y)$) is given by:

$$\sigma_Y^2 = \frac{1}{n^2} Var \left(\sum_{i=1}^n g_{y_i} \right) \quad (2.28)$$

Following the theoretical framework presented above, it is possible to provide an analytic form for $Var(\sum_{i=1}^n g_{y_i})$, which is equivalent to summing up the elements of the variance-covariance matrix of industrial-production growth rates, Σ_Y . Aggregate volatility can therefore be re-expressed as follows:

$$\sigma_Y^2 = \frac{1}{n^2} \mathbf{1}^T \left(\alpha [\mathbf{I} - (1 - \alpha)\mathbf{W}]^{-1} \right) \Sigma_Z \left(\alpha [\mathbf{I} - (1 - \alpha)\mathbf{W}]^{-1} \right)^T \mathbf{1} \quad (2.29)$$

where $\mathbf{1}$ denotes a vector of ones. Last equation (29) can be expressed alternatively as follows:

$$\sigma_Y^2 = v^T \cdot \Sigma_Z \cdot v \quad (2.30)$$

where $v = (1/n) [\mathbf{I} - \alpha\mathbf{W}^T]^{-1} \mathbf{1}$ corresponds to a vector of Eigenvector centrality. This concept is used in social-network theory to identify more-interconnected network members. In this case, the presence of this vector suggests that the industries' power of diffusion relies on how well interconnected these are in the production network. This result is parallel to that proposed by Acemoglu et al. (2012) where, in a general-equilibrium framework, the capacity of industries to induce aggregate fluctuations is proportional to v , their level of network influence.

PROOF OF PROPOSITION 2: By assuming independent and identically distributed industry-specific shocks across industries, the *variance-covariance* matrix of industry shocks becomes $\Sigma_Z = \sigma_z^2 \mathbf{I}$. Note in addition that $v^T v$ is the squared norm of the influence vector ($\|v\|_2^2$). Aggregate volatility is then:

$$\sigma_Y^2 = \sigma_z^2 \|v\|_2^2 \quad (2.31)$$

Since $\|v\|_2^2 = n\mathbb{E}[v^2]$, aggregate volatility can be re-expressed as a function of the second moment of v :

$$\sigma_Y^2 = \sigma_z^2 n \mathbb{E}[v^2] = \sigma_z^2 n [Var(v) + \mathbb{E}^2(v)] \quad (2.32)$$

By definition $Average(v) = 1/n$, where n is the number of vertexes in the network, and

aggregate volatility becomes,

$$\sigma_Y^2 = \frac{\sigma_z^2}{n} [1 + CV(v)^2] \quad (2.33)$$

where $CV(v)$ is the coefficient of variation of industry eigenvector centrality. Thus, greater heterogeneity in industry centrality (a higher $CV(v)$) is related to greater aggregate volatility. In sum, aggregate volatility is determined by the organization of technological linkages in the inter-industry network.

Chapter 3

The Network Amplifier of Cross-Country Synchronization

Contents

3.1	Introduction	100
3.2	Related Literature	101
3.3	Theoretical Framework	104
3.3.1	The Model	105
3.3.2	Second-Order Moments of Global Input Production	108
3.4	Empirical Application	115
3.4.1	Data and Gravity Controls	116
3.4.2	Indicators	116
3.4.3	Descriptive Statistics	120
3.4.4	Model Specification	120
3.4.5	Results	123
3.5	Conclusion	130
	Bibliography	131
	Appendices	133
1.A	Proofs	133

3.1 Introduction

The shape of global value chains may help explain how perturbations propagate across countries. Existing empirical research has revealed a robust relationship between bilateral trade and aggregate-output synchronization. International RBC models aiming to explain the mechanism underlying this observation have, however, failed to replicate the size of this cross-country correlation. This is known as the “trade-comovement puzzle”. This chapter sheds some light on this classic question by showing that the organization of technological links between countries may amplify idiosyncratic shocks, leading to GDP synchronization.

The existing body of research on bilateral trade and output synchronization highlights that trade in both final and intermediate goods may lead economies to co-move, as both, although in different ways, imply that country-specific shocks will have repercussions abroad. Bilateral trade in final goods and services, for instance, is thought to promote synchronization via adjustments in terms of trade. When economies experience positive productivity shocks, the depreciation of their terms of trade simultaneously increases both domestic and trading-partner factor supply, producing greater output synchronization. Input trade, on the other hand, directly produces the propagation of productivity innovations across international value chains. From this perspective, economies that are more mutually-integrated within international value chains are more likely to face common spillovers and exhibit more synchronized aggregate paths. This chapter focuses on the latter contagion mechanism: that created by the global fragmentation of production chains of inputs.

Much of the recent literature on international business-cycle synchronization has paid particular attention to input trade. This growing interest reflects not only the intensification of trade in intermediate goods observed over the past two decades, but also the central position of input transactions in total international trade, currently accounting for around 60 percent of total trade. This chapter highlights an additional potentially key feature linking input trade to cross-country synchronization: its capacity to amplify cross-border spillovers. Our hypothesis here is that if input trade effectively allows idiosyncratic-shock propagation across countries, the way in which these technological links are organized will determine the strength of cross-border spillovers and therefore, to some extent, cross-country synchronization. This feature of value chains is referred to here as a *network amplifier*.

I combine two different approaches. I first tackle the growing question of how the fragmentation of production into global and complex value chains may reshape feedback across

countries. In this sense, to analyze the roots of aggregate output synchronization, I theoretically characterize the cross-country diffusion mechanism created by input trade. I also apply recent insights from the literature on aggregate business cycles suggesting that the diffusion of productivity shocks at the domestic level depends on the organization of inter-industry production networks. Here the organization of domestic input-output links may speed up the propagation of shocks to such a point that micro-economic perturbations may affect aggregate output dynamics (Acemoglu, Carvalho, Ozdaglar, and Tahbaz-Salehi (2012), V. M. Carvalho (2014)). I suggest that these ideas can be used to analyze cross-country synchronization. When production is fragmented across-countries forming a global technological network, depending on how technological links are organized at the international scale, some configurations may be more prone than others to the amplification of cross-border spillovers and reinforce cross-country co-movements. The theoretical and empirical results presented here suggest that cross-country synchronization cannot be completely understood without considering the *network effect* on cross-country contagion.

The remainder of this chapter is organized as follows. Section (3.2) presents some of the related recent literature and Section (3.3) a theoretical model characterizing the mechanism of the diffusion of global value chains. The empirical application that tests the predictions from the theoretical model of aggregate co-movements appears in Section (3.4). Last, Section (3.5) concludes.

3.2 Related Literature

This work adds to a growing empirical and theoretical literature on the link between the international fragmentation of production and cross-country synchronization. The key premise here is that the global fragmentation of production may open and broaden the channels of shock transmission across countries. In an empirical contribution that is closely related to the current chapter, Ng (2010) documents that countries involved in mutual production chain fragmentation arrangements have more synchronized business cycles: there is a positive link between the bilateral flows of the imports that are incorporated in domestic final-good production, and aggregate-output synchronization.

Other empirical work has addressed the “trade-comovement puzzle” by incorporating input trade into standard IRBC models. For instance, Johnson (2014) proposes a dynamic multi-country multi-sector model with simultaneous trade in both final and intermediate goods.

Although this allows the modeling of the potential differences between the dynamics of aggregate value-added and gross output, it fails to reproduce the observed correlation between international trade and aggregate synchronization. Incorporating input trade into the standard IRBC does not then suffice to solve the trade-comovement puzzle.

Recently, alternative promising sources of co-movement have been highlighted. (i) *The number of varieties in bilateral trade*. Liao and Santacreu (2015) suggest that the variety of imported final goods may be an important driver of aggregate-output synchronization. This comes about as imports may help the diffusion of new technology, and therefore lead to higher productivity: the larger the number of varieties, the greater the possibility of technological transfers. This approach substantially improves the predictive power of the standard IRBC in trade-co-movement regressions. (ii) *The dynamic nature of the elasticity of substitution between domestic and foreign intermediate goods*. Drozd, Kolbin, and Nosal (2017) suggest that the standard IRBC fails to reproduce the empirical link between trade and aggregate co-movement as it is assumed that the elasticity of substitution between domestic and intermediate goods remains constant over time. The authors use cross-country data to show that after relaxing this hypothesis the standard IRBC model better accounts for the empirical link between trade and aggregate co-movements.

In parallel, although not directly intended to solve the puzzle (but linked to the work here nonetheless), other contributions have explored the microeconomic sources of international synchronization. di Giovanni, Levchenko, and Mejean (2017), for example, highlight the role of large multinational firms in the transmission of global shocks by considering the role played by the Top-100 French firms in explaining aggregate co-movements between France and its main trading partners. They find that a large share of these co-movements is explained by the dynamics of the Top-100 firms, and suggest that these leading firms play a key role in cross-country transmission. In the same spirit, Kleinert, Martin, and Toubal (2015) investigate the role of foreign-affiliate networks on international aggregate-output synchronization. They find that French regions with affiliate firms co-move more closely with the “parent countries” of multinational corporations. The intrinsic linkages that multi-national firms have with their own foreign affiliates are suggested to be an important driver of the transmission of cross-country shocks. As there is no such output synchronization from intra-firm input trade, the authors suspect that intangible factors might lie behind these observations.

Network Approaches. Work here considers a less-explored aspect of international contagion across countries: their “membership” of a global production network. I will in particular here

present theoretical arguments according to which the configuration of domestic inter-industry markets (called production networks) may amplify the diffusion of idiosyncratic shocks. (Acemoglu et al. (2012), V. M. Carvalho (2014)). When economies become dependent on a few “over-influential” input suppliers, their domestic diffusion mechanism may lead idiosyncratic shocks to have large spillover effects. This comes about because the most influential industries in technological networks play an important role in the diffusion of shocks, by acting as important sources of disturbances or as hyper-connected hubs for the shocks occurring to less-influential suppliers. This two-fold role of key suppliers is accentuated when total input requirements are highly concentrated (or asymmetric), leading economies to become more sensitive to idiosyncratic shocks. I here apply these notions to the study of international business-cycle synchronization. I hold that the ties economies develop through international inter-industry input flows not only foster cross-border spillovers, but also that, depending on the organization of international technological links, the extent of spillovers across countries may be greater in some production-network configurations.

Does the actual structure of global value chains suggest the presence of a significant cross-country diffusion mechanism? Figure (1) illustrates the organization of global input networks, showing how forty of the most advanced economies, along with an aggregate called Rest of the World (RoW), interact in international production networks. The figure shows the asymmetric role played by economies as input suppliers at the global level, and highlights the presence of leaders and followers, with the United States and Germany being prominent players. Dissaggregating further, a similar pattern can be observed: domestic and international networks are led by a few “over-influential” input suppliers. The concentration of influence at different levels of aggregation does then suggest that the structure of international value chains may encourage the diffusion of shocks, and that the global network as a whole may be prone to considerable spillovers.

Are these patterns related to the cross-country contagion mechanism? And if so, to what extent does this kind of network configuration affect international business-cycle synchronization? To address these questions, the next section characterizes the cross-country diffusion mechanism theoretically in order to analyze the network roots of international co-movements. The theoretical model suggests that international inter-industry trade in inputs induces aggregate co-movement by promoting cross-border spillovers. More importantly, the extent of these transmission channels is affected by the configuration of the domestic and international inter-industry production networks. This capacity of the value chain is here referred to as the

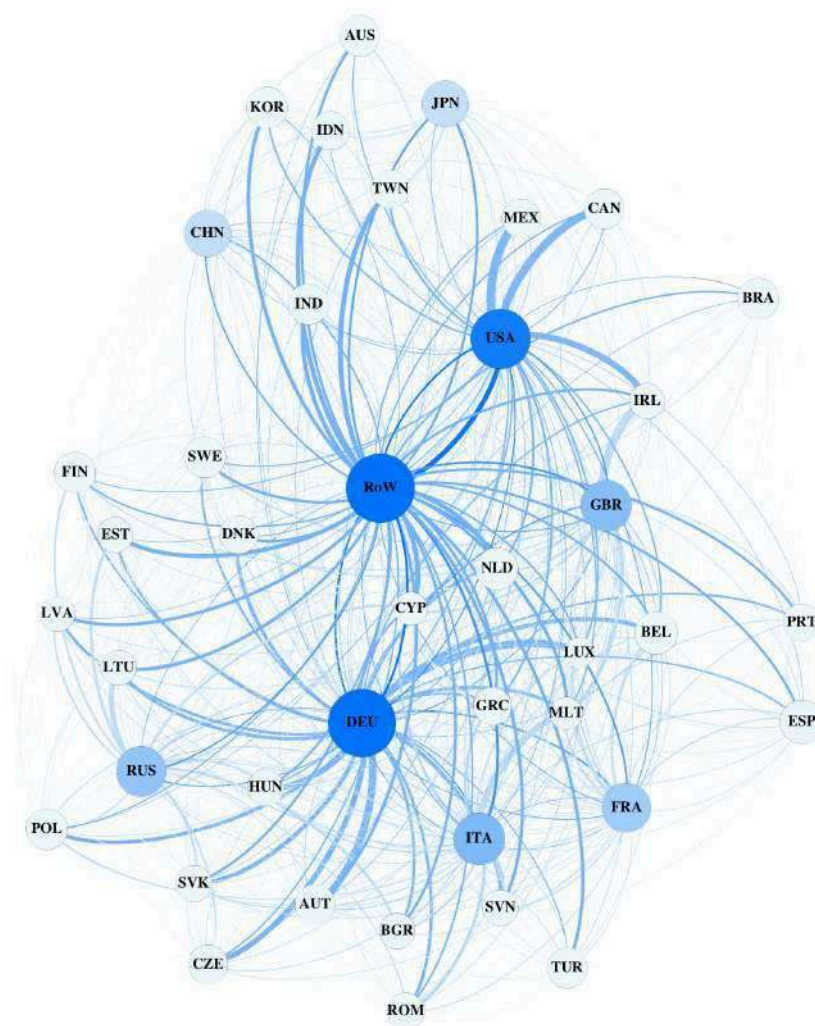


Figure 1: Global Production Networks in 2009. *Source:* Author's calculation based on the World Input-Output Database.

network amplifier.

3.3 Theoretical Framework

The model presented here is based on the multi-industry setup first presented by Long and Plosser (1983) and extended by Johnson (2014) to consider multiple countries. In particular, I focus on the particular case highlighted by Johnson (2014) of countries that are endowed with fixed amounts of labor and capital, and without financial markets. My main interest here is to identify the inter-industry global transmission mechanism and show how the organization of technological links determines the contagion of idiosyncratic innovations across countries.

3.3.1 The Model

3.3.1.1 Production

Consider a multi-country setting with C economies, where the output of each country is the sum of the production of n domestic industries. Suppose that Gross Output for industry i in country a is obtained by transforming a composite factor $VA_{it}(a)$ and a composite intermediate good $X_{it}(a)$ according to the following *Cobb-Douglas* production function:

$$Y_{it}(a) = Z_{it}(a) \cdot (VA_{it}(a))^{1-\alpha} (X_{it}(a))^\alpha \quad (3.1)$$

where $\alpha \in (0, 1)$ denotes the share of intermediate goods in total gross output, $Z_{it}(a)$ industry-country specific shocks and $VA_{it}(a)$ results from the transformation of capital $K_{it}(a)$ and labor $L_{it}(a)$ as follows:

$$VA_{it}(a) = K_{it}^\beta(a) L_{it}^{1-\beta}(a) \quad (3.2)$$

The composite intermediate good $X_{it}(a)$ comes from the transformation of intermediate goods produced by (domestic and foreign) industries as follows:

$$X_{it}(a) = \prod_b^C \prod_j^n X_{jit}(b)^{\omega_{j,i}(b,a)} \quad (3.3)$$

where $X_{jit}(b)$ denotes the intermediate input $j \in \{1 \dots n\}$ from country $b \in \{1 \dots C\}$ and $\omega_{j,i}(b, a) \in (0, 1)$ the proportion of total (domestic and foreign) intermediate consumption of industry i in country a that is satisfied by industry j from country b . For instance, $\omega_{j,i}(b, a)$ would be one were industry j in country b to satisfy the total input requirements of industry i in country a . Industries may then consume intermediate inputs produced domestically (i.e. $\omega_{j,i}(a, a) \neq 0$), and/or import intermediate goods (i.e. $\omega_{j,i}(a, b) \neq 0$). As a result, industry production may use a whole set of $N = n \times C$ intermediate inputs. Last, industry-country specific shocks are assumed to be identically distributed only among industries in the same country. This allows industries in different countries to exhibit different levels of country-specific volatility.

Assumption 1. *There is a fixed amount of composite factor in each country and sector, $VA_{it}(a) = \overline{VA_i(a)}$. There is therefore no accumulation of labor or capital.*

A representative firm in industry i in country a produces under perfect competition by

taking prices for inputs, factors and output as given to solve:

$$\text{Max } p_{it}(a)Y_{it}(a) - w(a)\overline{L_i(a)} - r(a)\overline{K_i(a)} - \sum_j^n \sum_b^C p_{jt}(b)X_{jit}(b, a) \quad (3.4)$$

$$s.t. \quad L_i(a) \geq 0, \quad K_i(a) \geq 0, \quad X_{jit}(b, a) \geq 0,$$

where $p_{it}(a)$ denotes the price of output $Y_{it}(a)$ as defined above, and $w(a)$ and $r(a)$ are respectively the wage and rental rate of capital in country a . Moreover, industrial gross output is used either as final consumption or as an intermediate input in other industries. Denoting by $F_i(a, b)$ the final goods from sector i shipped from country a to country b , the total output of industry i in country a is:

$$Y_{it}(a) = \sum_b^C F_{it}(a, b) + \sum_j^n \sum_b^C X_{ijt}(a, b) \quad (3.5)$$

Finally, within each country competitive firms from all industries create a composite final good by transforming domestic and foreign shipments at the industry level according to the following *Cobb-Douglas* function:

$$F_t(a) = \prod_b^C \prod_j^n F_{jt}(b, a)^{\omega_j^f(b, a)} \quad (3.6)$$

where $\omega_j^f(b, a) \in (0, 1)$ is country a 's expenditure share of final goods of type j from country b . Since in this economy there is no investment, aggregate demand for final goods is given by total consumption, $F_t(a) = C_t(a)$.

3.3.1.2 Consumption

There is a representative consumer in each economy who consumes the final good $C_t(a)$ with utility function:

$$U_0(a) = \mathbb{E}_0 \sum_{t=0}^{\infty} \beta^t \log(C_t(a)) \quad (3.7)$$

where $\beta \in (0, 1)$ denotes the rate of time preference.

3.3.1.3 Equilibrium

The equilibrium response of global production to productivity shocks can be characterized for a centralized global economy. Suppose that there is a social planner who in each period t

chooses $\{F_t(a, b), X_t(a, b)\}$ for $\forall a, b$ to solve:

$$\text{Max}_{\{F_t(a,b), X_t(a,b)\}} \sum_{a=1}^C U_{a,t}(F_t(a)) \quad (3.8)$$

s.t.

$$\begin{cases} \sum_b^C F_{it}(a, b) + \sum_j^n \sum_b^C X_{jit}(a, b) = Y_{it}(a), \\ Y_{it}(a) = Z_{it}(a) \cdot (\overline{VA}_i(a))^{1-\alpha} \left(\prod_b^C \prod_j^n X_{jit}(b)^{\omega_{ji}(b,a)} \right)^\alpha \end{cases}$$

In equilibrium, proportional changes in industry gross output ($\widehat{\mathbf{Y}}$) can be represented as a function of industry-specific shocks as follows:

$$\widehat{\mathbf{Y}} = [\mathbf{I} - \mathbf{W}^T]^{-1} \widehat{\mathbf{Z}} \quad (3.9)$$

where $\widehat{\mathbf{Y}}$ and $\widehat{\mathbf{Z}}$ are vectors of order N , and \mathbf{W}^T denotes the weighted Global Input-Output matrix. This last equation shows the simultaneity of the production decisions in different productive units reflecting the inter-industry technological links at the domestic and global scale. The term $[\mathbf{I} - \mathbf{W}^T]^{-1}$ shows the total spillover effect resulting from industry-specific shocks. In what follows, I show that the organization of technological links (via \mathbf{W}) determines the strength of these productivity spillovers, and therefore how aggregate-output synchronization between economies depends on the organization of production networks.

3.3.1.4 The transmission of vertical shocks

One fundamental property of the model is that technological links determine the mechanism of (productivity) shock transmission between pairs of industries via the parameter $\omega_{j,i}(b, a)$. As such, industries are more exposed to perturbations experienced by their main input suppliers. More importantly, the network as a whole may also exhibit considerable dependency on some “general-purpose suppliers”, and so be more sensitive to shocks experienced by these influential suppliers. In particular, we can evaluate how critical a given industry is in the global production network by assessing its capacity to satisfy global intermediate consumption. The larger the fraction of global intermediate consumption that is supplied by a given industry, the greater its capacity to transmit perturbations to the global network, and thus the more influential or central it is. For an industry j in country a , this is reflected by its *1st-order Global Outdegree* centrality:¹

¹This is an extended version of the outdegree network centrality in Acemoglu et al. (2012), which was constructed for a closed economy.

$$d_j^G(a) = \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^n \omega_{j,i}(a, c) \quad (3.10)$$

where $\omega_{j,i}(a, c)$ corresponds to the technological-link parameter from equation (3.3). We pay particular attention to two restricted versions of this *Global 1st-Order Outdegree*:

$$d_j(a, a) = \sum_{i=1}^n \omega_{j,i}(a, a) \quad (3.11)$$

$$d_j(a, b) = \sum_{i=1}^n \omega_{j,i}(a, b) \quad (3.12)$$

where $d_j(a, a)$ and $d_j(a, b)$ denote the capacity of industry j from country a , to transmit idiosyncratic perturbations to its own economy, a , and to a foreign economy, b , respectively. The former is called the *Domestic Outdegree* of industry j , and the latter the *Foreign Outdegree* influence of j on economy b .²

3.3.2 Second-Order Moments of Global Input Production

In this model, the organization of technological links determines the strength of contagion within and across countries. To see this, consider the second-order moments of global input production. In this sub-section, I first demonstrate this at the domestic level: in the absence of cross-border input flows, the organization of inter-industry networks affects aggregate volatility by amplifying inter-industry spillovers. Second, with input trade, the organization of international technological links affects the strength of spillovers that bring about synchronization across countries. These elements are reflected in the *variance-covariance* matrix of global industry gross output, denoted here by $\Sigma_{\mathbf{Y}}$.

Definition 1: Let $\mathbf{Y}_{(N \times 1)}$ denote a vector of proportional changes in industry gross output according to equation (3.9), then $\Sigma_{\mathbf{Y}_{(N \times N)}}$ can be approximated as follows:³

$$\Sigma_{\mathbf{Y}} = \Sigma_{\mathbf{Z}} + \cdot \Sigma_{\mathbf{Z}} \mathbf{W}^T + \cdot \mathbf{W} \Sigma_{\mathbf{Z}} + \mathbf{W} \Sigma_{\mathbf{Z}} \mathbf{W}^T \quad (3.13)$$

²In Acemoglu et al. (2012), outdegree centrality is a key characteristic of the extent of contagion of industry-specific shocks in a given economy. The authors show that when the empirical probability distribution of outdegree centrality (in this case $d_j(a, a)$) is highly-skewed (or asymmetric), industry-specific shocks are more persistent. This ability of production networks to accelerate the diffusion of shocks emerges later in this chapter but, unlike Acemoglu et al. (2012), this is expressed through the coefficient of variation of outdegree centrality.

³This expression is a first-order approximation of the variance-covariance matrix of inter-industrial production. See the Appendix for more details.

$$\mathbf{W}_{(C \times C)} = \begin{bmatrix} \mathbf{W}_{1,1} & \cdots & \mathbf{W}_{1,C} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{W}_{C,1} & \cdots & \mathbf{W}_{C,C} \end{bmatrix} \quad \mathbf{\Sigma}_{\mathbf{Z}}_{(C \times C)} = \begin{bmatrix} \sigma_z^2(1) \cdot \mathbf{I}_{n \times n} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_z^2(C) \cdot \mathbf{I}_{n \times n} \end{bmatrix}$$

Figure 2: The partitioned representation of the Global Input-Output Matrix (\mathbf{W}) and the Variance-Covariance Matrix of Idiosyncratic Shocks to Production ($\mathbf{\Sigma}_{\mathbf{Z}}$).

Here \mathbf{W}^T corresponds to the Global (weighted) Input-Output Table and $\mathbf{\Sigma}_{\mathbf{Z}}$ the variance-covariance matrix of industry-country specific shocks.

The matrices $\mathbf{\Sigma}_{\mathbf{Y}}$, $\mathbf{\Sigma}_{\mathbf{Z}}$ and \mathbf{W} can alternatively be partitioned into $C \times C$ square blocks of order n . Here the technological links between industries from the same country can be found in \mathbf{W} 's *diagonal blocks*, while those between industries from different countries are in the *off-diagonal blocks*. For example, the input flows between countries $a, b \in C$ appear in blocks $\mathbf{W}_{\mathbf{a},\mathbf{b}}$ and $\mathbf{W}_{\mathbf{b},\mathbf{a}}$, with entries given by $(\omega_{i,j}(a, b))$ and $(\omega_{i,j}(b, a))$ respectively. Regarding the variance-covariance matrix of idiosyncratic shocks, as shocks are supposed to be independent only the diagonal blocks of $\mathbf{\Sigma}_{\mathbf{Z}}$ are non-empty. For instance, for a given country $a \in C$, the *variance-covariance* matrix of idiosyncratic shocks is given by $\mathbf{\Sigma}_{\mathbf{Z}}(\mathbf{a}) = \sigma_z^2(a) \cdot \mathbf{I}_{n \times n}$, where $\sigma_z^2(a)$ denotes the variance of the (log) industry-country specific productivity shocks from country a , and \mathbf{I} is the identity matrix. These partitions are presented in Figure 2.

Note that according to *Definition (1)*, the *variance-covariance* matrix of industry production for a given country $a \in C$ is given by:

$$\mathbf{\Sigma}_{\mathbf{Y}}(\mathbf{a}) = \sigma_z^2(a)\mathbf{I} + \sigma_z^2(a)\mathbf{W}_{\mathbf{a},\mathbf{a}}^T + \sigma_z^2(a)\mathbf{W}_{\mathbf{a},\mathbf{a}} + \sum_{c=1}^C \sigma_z^2(c)\mathbf{W}_{\mathbf{a},\mathbf{c}}\mathbf{W}_{\mathbf{a},\mathbf{c}}^T \quad (3.14)$$

Similarly, the *covariance* matrix for industry production between countries $a, b \in C$ is:

$$\mathbf{\Sigma}_{\mathbf{Y}}(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \sigma_z^2(a)\mathbf{W}_{\mathbf{b},\mathbf{a}}^T + \sigma_z^2(b)\mathbf{W}_{\mathbf{a},\mathbf{b}} + \sum_{c=1}^C \sigma_z^2(c)\mathbf{W}_{\mathbf{a},\mathbf{c}}\mathbf{W}_{\mathbf{b},\mathbf{c}}^T \quad (3.15)$$

Last, Equation (3.15) shows that the aggregate covariance between pairs of economies may be due to the bilateral contagion of idiosyncratic shocks (the first and second terms) or shocks from common suppliers (the last term). In particular, in Equations (3.14) and (3.15) both aggregate volatility and aggregate covariance are functions of the matrix \mathbf{W} . Perhaps less evident is that idiosyncratic shocks may have only a small impact, or on the contrary may spread quickly across the technological space (according to the way in which network links are arranged in matrix \mathbf{W}). The remainder of this sub-section analyzes the link between the second-order moments of industry production and the organization of production networks.

3.3.2.1 Domestic Diffusion Mechanism

Stronger spillovers are synonyms for greater covariance within the inter-industry networks. When productive units are linked by technological ties, idiosyncratic shocks induce correlated changes among these units that are directly or indirectly inter-dependent. We can therefore indirectly consider the functioning of the spillover mechanisms within an economy by looking at inter-industry covariance. To this end, I compare aggregate volatility for a given country $a \in C$, first in the absence of inter-industry transactions (domestic or foreign), and second when industries only interact at the domestic level.

Define aggregate volatility as the variance of the weighted sum of proportional changes in gross output. That is, for $\forall c \in C$ such that industry production for $\forall i \in n$ is given by Equation (3.9), aggregate volatility is:

$$\sigma_Y^2(c) = \text{Var}\left(\sum_{i=1}^n w_i \cdot g_{y_i}\right) \quad (3.16)$$

where $w_i(c)$ denotes the share of the i th industry in aggregate Gross Output and $g_{y_i}(c)$ industry i 's proportional changes in gross output.

Assumption 2. The share of industries in aggregate gross output is identical. That is, $w_j(c) = 1/n$ for $\forall j, c, j \in n$ and $c \in C$.⁴

Proposition 1. Consider a restricted case of this global economy where there are no inter-industry flows (\mathbf{W} is empty). It follows from Equation (3.14) and Assumption 2 that aggregate volatility for any country $c \in C$ is:

$$\sigma_Y^2(c) = \frac{1}{n} \cdot \sigma_z^2(c) \quad (3.17)$$

This result implies that, in the absence of inter-industry input flows, there are no industrial co-movements and aggregate volatility is simply the variance of industry-country shocks divided by the number of domestic industries. In the presence of inter-industry interactions, by way of contrast, aggregate volatility is strictly superior to that in Equation (3.17), due to the presence of inter-industry covariance. In particular, it can be shown that when there are

⁴Although this is a strong hypothesis, it highlights that industry factors other than size may affect aggregate dynamics. As will be discussed below, the capacity of industries to affect aggregate production is closely related to their degree of influence within production networks. This result continues to hold even after relaxing Assumption 2.

inter-industry technological ties, aggregate volatility is more sensitive to idiosyncratic shocks when the distribution the *Domestic Outdegree* is more heterogeneous. For a given country, this degree of heterogeneity can be expressed by the Coefficient of Variation of network outdegree centrality.

Definition 2. The Coefficient of Variation of *Outdegree* centrality for a country a is calculated as follows:

$$CV(a) = \frac{1}{\overline{d(a, a)}} \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (d_j(a, a) - \overline{d(a, a)})^2} \quad (3.18)$$

where $\overline{d(a, a)} = 1/n \sum_{j=1}^n d_j(a, a)$. Later in this chapter, the Coefficient of Variation applied to $d_j(b, a)$ will be denoted by $CV(b, a)$.

Proposition 2. Consider a restricted case of this global economy such that industries do not import intermediate goods (i.e. \mathbf{W} 's off-diagonal blocks are empty). Given an economy $c \in C$ such that $\Sigma_Y(c)$ is approximated by Equation (3.14), domestic volatility is determined by a network multiplier μ , and is:

$$\sigma_Y^2(c) = \frac{1}{n} \cdot \sigma_z^2(c) \left[1 + \mu(CV(c)) \right] \quad (3.19)$$

where $\sigma_z^2(c)$ denotes the variance of (log) industry-specific productivity shocks, and $CV(c)$ the coefficient of variation of the industries' *Domestic Outdegree* in country c . This result implies that aggregate volatility at the domestic level is amplified by a network multiplier, μ , which is positively related to the coefficient of variation of *Outdegree centrality*, $CV(c)$. In particular, in economies where a large share of total intermediate consumption is accounted for by a handful of industries (strongly asymmetric, high CV), aggregate volatility is more sensitive to industry-specific shocks.

3.3.2.2 Cross-Border Spillovers

Consider now the general case where industries are allowed to use inputs from foreign suppliers. The international fragmentation of production networks is here at the core of cross-country synchronization. The more intensive industries are with respect to imported inputs, the more exposed they are to non-domestic idiosyncratic perturbations. It can moreover be shown that these transmission channels are reinforced by the configuration of international technologi-

cal links. As proposed in Equation (3.19), at the domestic level, more-asymmetric centrality distributions might encourage the propagation of idiosyncratic shocks; combined with the proliferation of international production networks, this might foster aggregate co-movements between countries by increasing the likelihood of cross-border spillovers.

Definition 3: Let $Inputs(a, b)$ be a measure of the total vertical dependence of the importer economy b , to inputs provided by economy a , such that:

$$Inputs(a, b) = \sum_{i=1}^n d_i(a, b) \quad (3.20)$$

where $d_i(a, b)$ denotes the *Foreign Outdegree* of industry i from country a with respect to economy b . It follows from the last definition that $Inputs(k, a) \times Inputs(k, b)$ indicates the similarity in input requirements of economies a and b , with respect to imports from k . Considering the entire set of common suppliers, we obtain a measure of total import similarity as follows:

$$\sum_{\substack{k=1 \\ k \neq a \neq b}}^C Inputs(k, a) \times Inputs(k, b) \quad (3.21)$$

Proposition 3. *Consider a globally-fragmented production network as in Equation (3.3), and let the aggregate covariance be approximated by Equation (3.15). The GDP covariance between two economies a and b is then produced by vertical linkages and amplified by the organization of technological links as follows:*

$$\begin{aligned} \sigma(a, b) &= \sigma_z^2(a) Inputs(a, b) (1 + \mu_a) \\ &+ \sigma_z^2(b) Inputs(b, a) (1 + \mu_b) \\ &+ \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq a \neq b}}^C \sigma_z^2(k) Inputs(k, a) \times Inputs(k, b) \end{aligned} \quad (3.22)$$

where $\sigma_z^2(k)$ denotes the variance of industry shocks that are specific to common input supplier k , and μ_a and μ_b the amplification effect induced by the configuration of production networks of economies a and b , respectively, and are given by:

$$\mu_a = \overline{d(a, a)} \times [CV(a) \times CV(a, b) \times \rho_{a,b}^{Out} + 1] \quad (3.23)$$

$$\mu_b = \overline{d(b, b)} \times [CV(b) \times CV(b, a) \times \rho_{b,a}^{Out} + 1] \quad (3.24)$$

where:

(i) $\overline{d(a,a)}$ and $\overline{d(b,b)}$ denote the average *Domestic Outdegree* of industries in economies a and b respectively;

(ii) $CV(a)$ and $CV(b)$ denote the coefficient of variation of the *Domestic Outdegree* indicators $d(a,a)$ and $d(b,b)$ respectively;

(iii) $CV(a,b)$ and $CV(b,a)$ denote the coefficient of variation of the *Foreign Outdegree* indicators $d(a,b)$ and $d(b,a)$ respectively; and

(iv) $\rho_{a,b}^{Out}$ (resp. $\rho_{b,a}^{Out}$) denotes the Pearson correlation between vectors $[d_1(a,a) \dots d_n(a,a)]^T$ and $[d_1(a,b) \dots d_n(a,b)]^T$ (resp. $[d_1(b,b) \dots d_n(b,b)]^T$ and $[d_1(b,a) \dots d_n(b,a)]^T$).

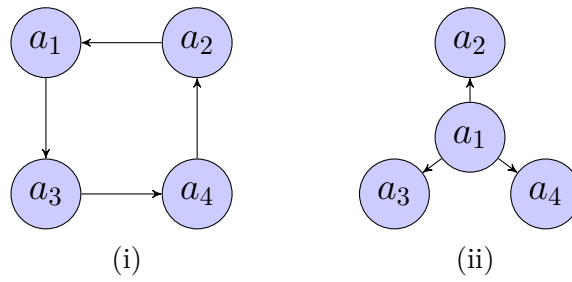
This last result suggests that bilateral co-movements may arise when economies share *direct* sources of shocks in global production networks. In this sense, domestic industries are themselves the first source of shocks, and input trade acts as the transmission channel between countries. Taken together, the terms $Inputs(a,b)$ and $Inputs(b,a)$ can be thought of as the degree of *vertical integration* between two economies a and b . A second source of co-movement is common input suppliers. Economies with similar technological requirements in global value chains are more likely to be simultaneously exposed to the same shocks. The more similar their import profile of intermediate inputs, the more likely is aggregate-output synchronization. This is reflected in the term $Inputs(k,a) \times Inputs(k,b)$ in the last proposition.

3.3.2.3 The Network Amplifier of Aggregate Synchronization

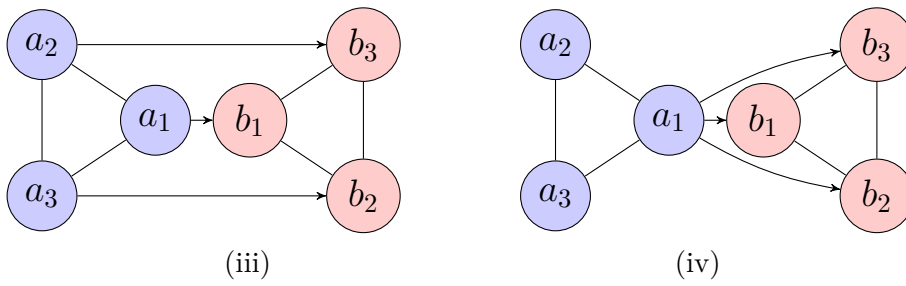
As presented in Proposition 3, the synchronization produced via $Inputs(a,b)$ and $Inputs(b,a)$ is reinforced by the terms μ_a and μ_b that are referred to here as *network amplifiers*. These terms highlight that not only the creation of technological links matters in the diffusion of shocks across countries, but also the organization of these links may by itself foster synchronization. Taken individually, each amplifier reflects that some characteristics particular to input suppliers may reinforce their capacity to “export” idiosyncratic shocks.

The first component of μ_a , $CV(a)$, reflects the heterogeneity of domestic industries in country a regarding their *outdegree centrality*. Higher levels of $CV(a)$, i.e. when centrality is very concentrated, indicate that the domestic network as a whole depends on a handful of industries, and the network is called asymmetric. The more asymmetric the network, the stronger its domestic diffusion mechanism. This potential of inter-industry production networks to accelerate idiosyncratic shocks has recently been highlighted in the business-cycle literature (Acemoglu et al. (2012), V. M. Carvalho (2014)). This shows the double role

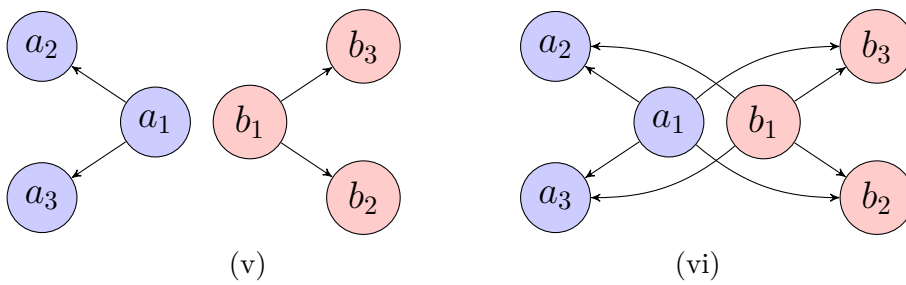
Figure 3: The Network Amplifier



$$CV(a)^{(i)} < CV(a)^{(ii)}$$



$$CV(a, b)^{(iii)} < CV(a, b)^{(iv)}$$



$$\rho_{a,b}^{Out(v)} < \rho_{a,b}^{Out(vi)}$$

played by general-purpose technologies in very asymmetric networks, which may act as (a) the main source of volatility and (b) powerful hubs for the shocks suffered by less-central industries. In this context, very asymmetric domestic production networks may accelerate domestic idiosyncratic shocks and promote cross-border spillovers that increase aggregate synchronization. In what follows $CV(a)$ is simply called *Asymmetry*.

The second element of the *network amplifier*, $CV(a, b)$, denotes the concentration in input trade. This indicator highlights the concentration of the network influence exerted by country- a industries over economy b as a whole. The highest degree of concentration is when a single industry from country a supplies all the inputs that economy b imports from country a . Economies that have less-diversified import profiles might be more exposed to shocks suffered by their main foreign suppliers. This term is referred to as *Concentration*.

The final piece of the *network amplifier*, $\rho_{a,b}^{Out}$, is calculated as follows:

$$\rho_{a,b}^{Out} = \frac{\sum_{j=1}^n \left(d_j(a, a) - \overline{d(a, a)} \right) \left(d_j(a, b) - \overline{d(a, b)} \right)}{\sigma_{d(a,a)} \cdot \sigma_{d(a,b)}} \quad (3.25)$$

For two economies a and b , $\rho_{a,b}^{Out}$ is one when all industries in country a have exactly the same influence over both economies a and b . This indicator therefore highlights the similarity in the extent to which two economies depend on the same critical nodes within bilateral production networks. Synchronization becomes more likely when the most-central domestic industries also have a strong influence over their trading partners. High figures for $\rho_{a,b}^{Out}$ may presumably result from considerable bilateral integration, where (for efficiency reasons) economies allocate resources similarly due to spatial or technological concerns. In what follows, this is called *NetSimilarity*.

To sum up, the *network amplifier* emphasizes that the transmission channels created by trade in intermediate inputs are reinforced when the following conditions are met:

- (i) *Suppliers* have a strong domestic diffusion mechanism;
- (ii) *Buyers* have weakly-diversified import profiles; and
- (iii) *Buyers* and *Suppliers* have similar dependency on critical nodes.

3.4 Empirical Application

Our theoretical discussion above suggested that the organization of technological links across countries may amplify cross-border spillovers and lead to cross-country synchronization. This

section empirically evaluates whether the *network amplifier* and the set of drivers predicted by the model do effectively lie behind international business-cycle synchronization. This empirical exercise consists in the analysis of the pairwise synchronization of aggregate production for 40 countries based on cross-section regressions. I start by introducing the set of indicators used in the empirical characterization of aggregate synchronization and, before presenting the results, I set out the specifications used in the regressions. It is worth mentioning that the indicators of vertical integration and trade similarity in this section are constructed following the form suggested in the theoretical model from Section (3.3).

3.4.1 Data and Gravity Controls

The indicators can be divided into two groups: (i) those related to the characterization of production networks and (ii) a set of control variables that are commonly used in gravity models and other related literature. The first group of indicators are calculated using data from the World Input Output Database, which provides time series of harmonized Global Input-Output tables for the period 1996-2009. These tables contain flows of intermediate inputs among domestic and non-domestic industries from 40 countries, allowing the characterization of global-production networks. In our empirical analysis, all the network characteristics are calculated annually and are then averaged over the 1996-2009 period. The second group of variables are based on information from the World Bank and the CEPII GeoDist dataset that provides information on geographical distance, common language and contiguity.

3.4.2 Indicators

3.4.2.1 Cross-Country Synchronization

Aggregate co-movement is measured by the *Pearson* correlation of aggregate production growth rates, which for a pair of economies a and b is calculated as follows:

$$\rho(a, b) = \frac{Cov(g_{Y_a}, g_{Y_b})}{\sigma_{g_{Y_a}} \cdot \sigma_{g_{Y_b}}} \quad (3.26)$$

where g_{Y_a} and g_{Y_b} denote the GDP growth rate for country a and b respectively, and σ the standard deviation. This indicator is calculated for a set of 40 economies over the entire period 1996-2009, producing one observation per country. The analysis of non-directional pairs of countries in this set of 40 yields a total of 780 observations on the correlation coefficients.

3.4.2.2 Predicted Aggregate-Output Covariance

The theoretical model above highlights *vertical integration* and the *presence of common suppliers* as the main sources of bilateral aggregate synchronization when economies engage in bilateral input trade. Following *Proposition 3*, I construct an indicator that encompasses these channels of bilateral transmission, which I call *predicted covariance* ($\sigma(a, b)$):

$$\sigma(a, b) = Inputs(a, b)(1 + \mu_a) + Inputs(b, a)(1 + \mu_b) + \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq a \neq b}}^C Inputs(k, a) \times Inputs(k, a) \quad (3.27)$$

Unlike the theoretical expression in *Proposition 3*, the channels of bilateral transmission in this last equation are not multiplied by the volatility of idiosyncratic shocks that are specific to input suppliers. Therefore, the construction of this indicator implies indirectly that all countries are assumed to have the same level of idiosyncratic volatility. This is clearly a limitation, since episodes of volatility may produce synchronization between trading partners. The lack of an accurate measure for idiosyncratic volatility, however, leads us to retain the specification of $\sigma(a, b)$ as in Equation (3.27).

3.4.2.3 Vertical Integration

The terms $Inputs(a, b)$ and $Inputs(b, a)$ highlight that more intertwined production networks increase the likelihood that two economies share domestic idiosyncratic shocks. In our empirical analysis, these indicators are calculated as follows:

$$Inputs(a, b) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n \left(\frac{IO_{ij}(a, b)}{s_j(b)} \right) \quad (3.28)$$

where $IO_{ij}(a, b)$ denotes the volume of intermediate inputs that industry i in country a supplies to industry j in country b . These international *input-output* flows are divided by total intermediate consumption of the importer industries, denoted $s_j(b)$ and calculated as follows:

$$s_j(b) = \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^n IO_{ij}(c, b) \quad (3.29)$$

Higher values of $Input(a, b)$ may indicate not only that economy a provides inputs to a large number of industries in country b , but also that inputs from a may be crucial in the production process of some industries in economy b . In both cases, the idiosyncratic shocks occurring in country a may well be exported to country b .

3.4.2.4 The Network Amplifier

The theoretical model suggests that the bilateral transmission channels created by vertical integration across countries can be reinforced by the organization of technological links. To better characterize the way in which input trade leads to aggregate synchronization, we should then characterize input flows from country a to country b by the term $Inputs(a, b)(1 + \mu_a)$, where $Inputs(a, b)$ is calculated as in Equation (3.28), and where μ_a is:

$$\mu_a = \overline{d(a, a)} \times [CV(a) \times CV(a, b) \times \rho_{a,b}^{Out} + 1]$$

In practice, to calculate μ_a we need only define the *Domestic Outdegree* ($d_i(a, a)$) and *Foreign Outdegree* ($d_j(a, b)$). These are calculated here as follows:

$$d_i(a, a) = \sum_{j=1}^n \left[\frac{IO_{ij}(a, a)}{s_j(a)} \right] \quad (3.30)$$

$$d_j(a, b) = \sum_{j=1}^n \left[\frac{IO_{ij}(a, b)}{s_j(b)} \right] \quad (3.31)$$

3.4.2.5 Trade Similarity

Two economies may also have synchronized aggregate production when their input requirements across global networks are similar: two economies with input suppliers in common are more likely to “import” the same shocks. This characteristic is assessed as follows:

$$T - Similarity(a, b) = \sum_{\substack{c=1 \\ k \neq a \neq b}}^C (Inputs(k, a) \times Inputs(k, b)) \quad (3.32)$$

where $Inputs(k, a)$ is given by Equation (3.28) and $k \in C$ denotes any common supplier between countries a and b within the global production network.

3.4.2.6 Bilateral Trade Intensity

An indicator of bilateral trade intensity is used here as a benchmark to analyze aggregate-output synchronization. This is the ratio of total bilateral trade to the sum of GDPs, as follows:

$$BTI = \frac{EX(a, b) + EX(b, a)}{GDP_a + GDP_b} \quad (3.33)$$

Table 1: Descriptive Statistics

Variable	Label	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Corr(VA _a , VA _b)		780	0.508	0.363	-0.693	0.998
Corr(GO _a , GO _b)		780	0.549	0.318	-0.579	0.992
$P.Avg(\sigma(a, b), \sigma(b, a))$	$\sigma(a, b)$	780	1.278	1.280	0.158	12.308
$P.Avg(\text{Inputs}(a, b), \text{Inputs}(b, a))$	<i>Inputs</i>	780	0.190	0.299	0.001	2.526
$P.Avg(\text{Inputs}(a, b)(1+\mu_a), \text{Inputs}(b, a)(1+\mu_b))$	$\text{Inputs}(1 + \mu)$	780	0.384	0.627	0.002	5.930
T-Similarity(a, b)	<i>T-Similarity</i>	780	0.509	0.273	0.074	1.706
BTI(a, b)	$BTI(a, b)$	780	0.018	0.031	0.000	0.300
S-Similarity(a, b)	<i>S-Similarity</i>	780	0.669	0.187	0.104	0.952
$P.Avg(\mu_a, \mu_b)$	μ	780	0.915	0.261	0.429	2.294
$d(a, a)$	$d(a, a)$	40	0.718	0.109	0.397	0.886
CV(a)	$CV(a)$	40	1.019	0.183	0.697	1.567
$\frac{1}{39} \sum_{b=1, b \neq a}^{39} CV(a, b)$	$CV(a, b)$	40	2.285	0.445	1.617	3.264
$\frac{1}{39} \sum_{b=1, b \neq a}^{39} \rho_{a,b}^{Out}$	$\rho_{a,b}^{Out}$	40	0.117	0.103	-0.065	0.470

Note: $P.Avg(x_a, x_b)$ denotes the pairwise average of a given indicator x between countries a and b .

where $EX(a, b)$ denotes the total exports of final and intermediate goods from country a to country b . This indicator has been used extensively in the literature to consider the link between trade and aggregate synchronization. The role of the BTI indicator here is twofold. It is first used to see whether our data can reproduce the positive link between $\log(BTI)$ and aggregate synchronization. The second objective is to test whether the *network amplifier* can improve the transmission channels characterized by the BTI indicator.

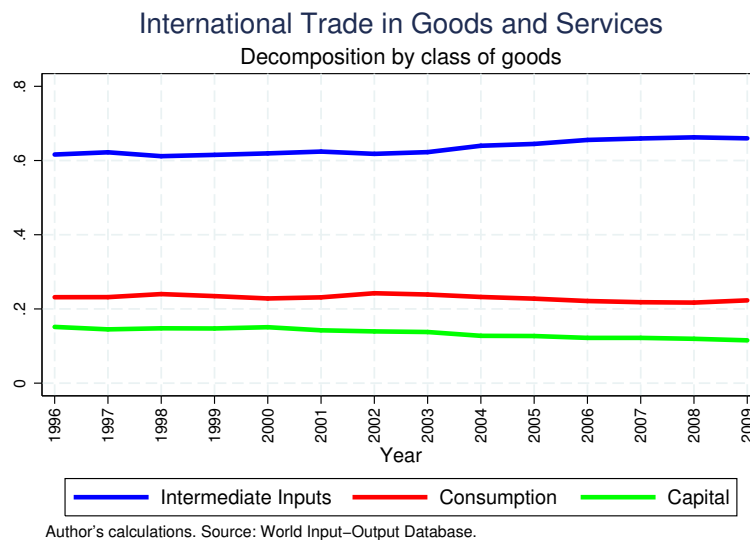
3.4.2.7 Structural Similarity

A final variable is included in the estimations to account for the structural similarity of production networks. The idea is that economies with similar network structures may be synchronized, even in the absence of input trade, since they face correlated shocks. For two economies $\{a, b\} \in C$, this indicator is calculated as follows:

$$S - Similarity = \frac{\sum_{j=1}^n (d_j(a, a) - \overline{d(a, a)}) \cdot (d_j(b, b) - \overline{d(b, b)})}{\sigma_{d(a, a)} \cdot \sigma_{d(b, b)}} \quad (3.34)$$

where $d_j(a, a)$ and $d_j(b, b)$ denote the *Domestic Outdegree* for economies a and b , respectively. This is a simple *Pearson* correlation between the *Domestic Outdegree* vectors of the two economies.

Figure 4: Decomposition of Total International Trade in Goods & Services



3.4.3 Descriptive Statistics

The data used in this chapter allow us to reproduce some of the features that are known in the International Economics literature. For instance, we see the central position occupied by flows of intermediate inputs in total international trade. Figure 4 decomposes international trade into intermediate and final goods. As can be seen, the share of intermediate goods in total trade is about 65 percent, a figure close to that found in other work. This highlights the potentially central role that trade in intermediate inputs plays in synchronization across countries.

Bilateral-trade indicators also produce the expected results regarding the degree of bilateral integration among trading partners. Figure 5 shows the classification of the Top-20 country pairs according to the *BTI*, *Inputs* and *Inputs(1+ μ)* indicators. Overall, these bilateral-trade indicators yield similar rankings. NAFTA and EU members are at the top of the list, and vertical integration seems to be closely related to gravity factors such as geographical frontiers and institutional similarity. These indicators also highlight the prominent role played by the United States and Germany in global trade. As seen above in Figure 1, this in part reflects that these economies are key input suppliers in global value chains.

3.4.4 Model Specification

To assess the empirical relevance of the theoretical propositions put forward above, I compare two specifications: one with the theoretical GDP covariance predicted by the model, $\sigma(a, b)$,

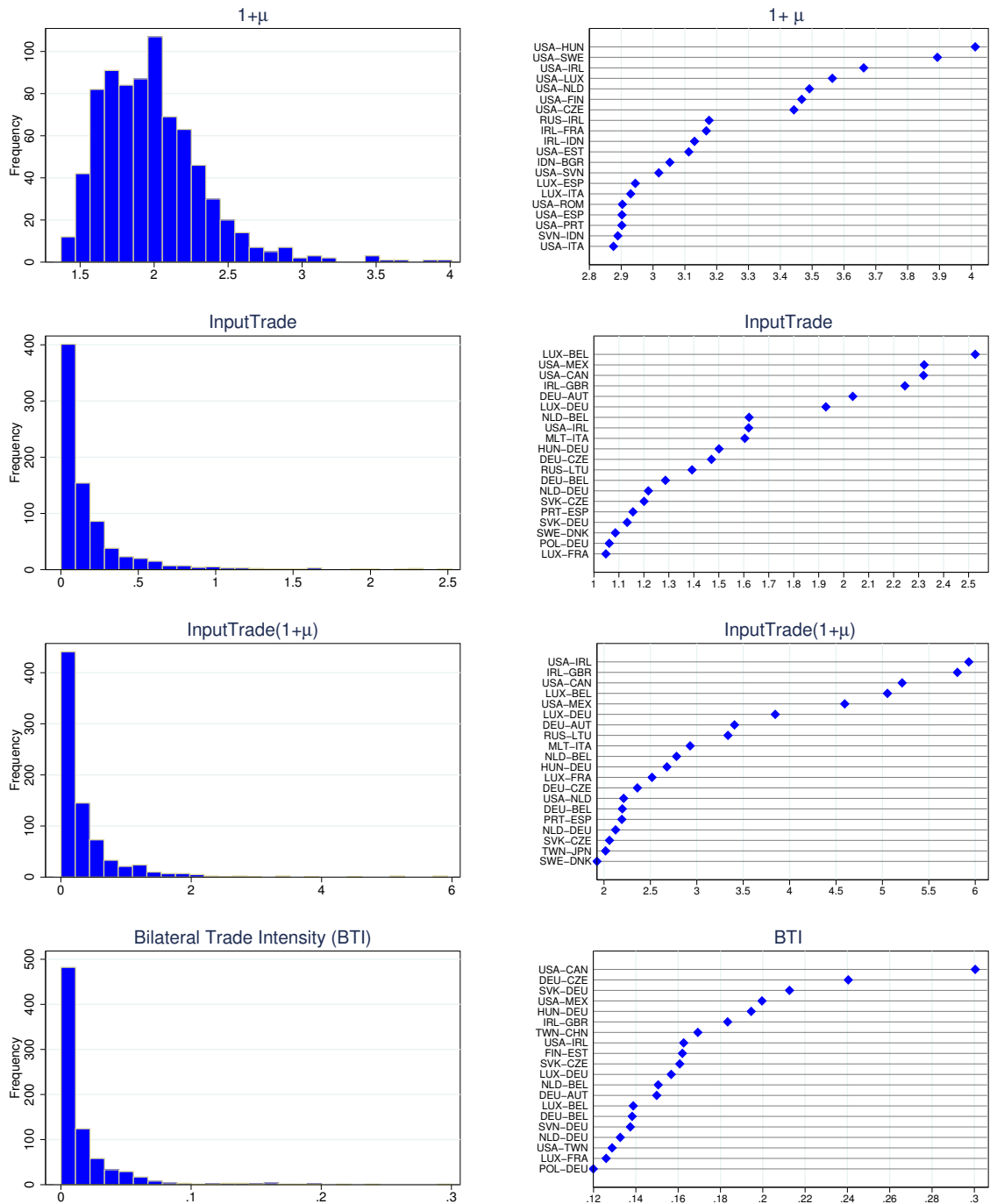
and a second with a well-known measure of bilateral trade, $\log(BTI)$. I thus compare the results from the following two regressions:

$$\rho(a, b) = \beta_0 + \beta_1\sigma(a, b) + Z^{(a,b)'}\gamma + \varepsilon^{(a,b)} \quad (3.35)$$

$$\rho(a, b) = \beta_0 + \beta_1\log(BTI) + Z^{(a,b)'}\gamma + \varepsilon^{(a,b)} \quad (3.36)$$

where $Z^{(a,b)}$ is a vector of *dyad* control variables, calculated as the pairwise average of country-specific characteristics, i.e. $Z^{(a,b)} = \text{Avg}(Z^{(a)}, Z^{(b)})$. This contrasts two similar but different approaches, both of which consider the link between international trade and aggregate-output synchronization. On the one hand, $\log(BTI)$ is a broader measure of bilateral trade, and may potentially better characterize the transmission channels that emerge when economies engage in international trade. On the other hand, $\sigma(a, b)$ may provide a finer description of the transmission channels created by trade in intermediate inputs. This distinction is worth making because (as mentioned in the Introduction) the way in which trade in final goods and intermediate inputs brings about aggregate synchronization is essentially different. In particular, $\sigma(a, b)$ may do better than $\log(BTI)$ in describing the way shocks transit across global value chains. More importantly, unlike $\log(BTI)$, the $\sigma(a, b)$ term highlights the capacity of international technological links to amplify international spillovers. Both indicators may therefore contribute in their own way to the study of aggregate-output synchronization, and may even turn out to be complementary.

Figure 5: Bilateral Trade and the Network Amplifier:
Histograms (Left) and the Top-20 Observations (Right) for selected indicators.



3.4.5 Results

The results appear in Tables 2 to 5. Before discussing the main findings, it is worth noting that the features of the indicators $\sigma(a, b)$ and $\log(BTI)$ are similar to those extensively reported by work on the origins of trade. Table 2 shows that the variability of these two indicators is to a large extent explained by gravity characteristics. Higher levels of GDP, shared geographic frontiers and speaking the same language predict more-intensive bilateral trade. On the contrary, geographical distance represents a natural barrier to international trade. Regarding cross-country synchronization, distance and common language are also found to be significant predictors (Table 4). Another control variable that is particularly useful in predicting aggregate synchronization is EURO. In line with other work on business cycles, Eurozone economies are more synchronized over this analysis period. Eurozone country pairs are on average 17 percent more synchronized than the average pair, which, as shown below, is considerably higher than the average synchronization generated by international trade.

Technological links seem to play a role in the diffusion of shocks across countries. A first observation is that the “benchmark” regressions are improved by the inclusion of the *network amplifier*, μ . Consider the regressions in Equations 1 and 3 of Table 3 that are used in the literature to analyze the link between aggregate synchronization and bilateral trade. These reveal that greater bilateral trade intensity ($\log(BTI)$) is positively related to pair-wise synchronization in the Value Added and Gross Output series.⁵ Consider now Equations 2 and 4 in the same table, where bilateral-trade intensity is interacted with the *network amplifier*. As can be seen, the incorporation of this term considerably improves the predictive power of the benchmark specifications: the *R-squared* triples in size, and the correlation between trade and aggregate output synchronization increases by about 80 percent (from 20 to 36 percent, Table 6).⁶⁷ These observations suggest that the benchmark regressions miss an important feature that is captured by μ and associated to the way in which input trade promotes aggregate synchronization across countries. In what follows, I study in detail the predictions made by the theoretical model presented in Section 3.3.

⁵These results imply a correlation between trade and synchronization of about 20 percent, which is higher than that found in the literature. This likely reflects differences in the sample and the time period. However, the significance and robustness of these results are in line with what is commonly reported by the literature in this field.

⁶As shown below, these results are robust to inclusion of other pairwise characteristics as control variables.

⁷The improvement in the benchmark specification from the inclusion of μ is particularly remarkable, given that theoretical models considering this relationship often fail to replicate the observed correlation.

Table 2: Bilateral Trade and Gravity Drivers

	(1) $\sigma(a, b)$	(2) $\log(\text{BTI})$
Real GDP	0.235*** (0.037)	0.386*** (0.021)
1 if Contiguity	2.194*** (0.315)	1.477*** (0.111)
Distance	-0.105*** (0.007)	-0.135*** (0.009)
1 if Comm. Tongue	1.414*** (0.380)	0.698*** (0.147)
Observations	780	780
Adjusted R^2	0.507	0.458

Robust standard errors in parentheses
 * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Table 3: Aggregate-Output Synchronization and Trade 1996-2009.

Augmented Benchmark Specification

$$\rho(a, b) = \beta_0 + \beta_1 \text{BilateralTrade}^{(a,b)} + \varepsilon^{(a,b)}$$

	(1) Value Added	(2) Value Added	(3) Gross Output	(4) Gross Output
Log(BTI)	0.053*** (0.009)		0.049*** (0.008)	
Log(BTI) $\times \mu$		0.081*** (0.008)		0.072*** (0.007)
Observations	780	780	780	780
Adjusted R^2	0.038	0.131	0.043	0.136
AIC	604.939	525.951	392.607	312.750
BIC	614.258	535.270	401.926	322.069

Robust standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Table 4: Aggregate-Output Synchronization and Trade 1996-2009

Predicted Covariance and Gravity Controls

$$\rho(a, b) = \beta_0 + \beta_1 \sigma(a, b) + \Gamma' X^{(a, b)} + \varepsilon^{(a, b)}$$

	(1) VA	(2) VA	(3) VA	(4) VA	(5) VA	(6) VA	(7) VA
$\sigma(a, b)$	0.063*** (0.013)	0.043*** (0.011)	0.072*** (0.011)	0.074*** (0.012)	0.031*** (0.008)	0.023*** (0.009)	0.022*** (0.008)
S-Similarity		0.590*** (0.061)	0.537*** (0.057)	0.538*** (0.057)	0.389*** (0.064)	0.386*** (0.064)	0.316*** (0.065)
Real GDP			-0.089*** (0.006)	-0.090*** (0.006)	-0.063*** (0.007)	-0.062*** (0.007)	-0.060*** (0.007)
Contiguity Dummy				-0.026 (0.042)	-0.014 (0.036)	-0.016 (0.036)	-0.019 (0.032)
Distance					-0.029*** (0.004)	-0.030*** (0.004)	-0.027*** (0.004)
Comm. Tongue Dummy						0.108** (0.052)	0.112** (0.051)
EURO Dummy							0.171*** (0.020)
Observations	780	780	780	780	780	780	780
Adjusted R^2	0.048	0.134	0.287	0.286	0.374	0.377	0.398
AIC	596.937	523.836	373.689	375.484	273.504	271.006	244.782
BIC	606.255	537.814	392.326	398.780	301.460	303.621	282.056

Robust standard errors in parentheses
 * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Table 5: Aggregate-Output Synchronization and Trade 1996-2009

Comparing the Benchmark Specification & Predicted Covariance

$$\rho(a, b) = \beta_0 + \beta_1 \text{BilateralTrade}^{(a, b)} + \Gamma' X^{(a, b)} + \varepsilon^{(a, b)}$$

	(1) VA	(2) VA	(3) VA	(4) VA	(5) VA	(6) VA
$\sigma(a, b)$	0.022*** (0.008)					
Inputs		0.112*** (0.034)				
Inputs(1+ μ)			0.037** (0.016)	0.013 (0.018)		
T-Similarity		0.119*** (0.044)	0.115*** (0.044)	0.115*** (0.044)	0.113** (0.044)	0.097** (0.043)
Log(BTI)				0.027** (0.010)	0.029*** (0.009)	
Log(BTI)(1+ μ)						0.016*** (0.004)
Gravity Controls	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Observations	780	780	780	780	780	780
Adjusted R^2	0.398	0.403	0.401	0.405	0.405	0.409
AIC	244.782	239.647	242.276	238.433	236.707	231.470
BIC	282.056	281.581	284.210	285.026	278.641	273.403

Robust standard errors in parentheses
 * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Overall, the results suggest that aggregate co-movements may be, in part, a natural consequence of the technological inter-dependence that economies develop within global value chains. As reflected in the $\sigma(a, b)$ term in Table 4, economies sharing the direct sources of shocks within global value chains are more likely to exhibit aggregate-output synchronization. This variable is very significant and robust to the inclusion of gravity variables and controls. When decomposing $\sigma(a, b)$, its components *Inputs* and *T – Similarity* separately characterize some features of the cross-country diffusion mechanism. As presented in Equations (2) and (3) of Table 5, these variables are positively linked to bilateral aggregate-output synchronization. The results suggest that a one standard-deviation rise in *Inputs* is related to 3.3 percent higher aggregate-output correlation. This result is consistent with the literature highlighting that trade in intermediate inputs may play an important role in synchronization. In this sense, the model in Section (3.3) expands this idea and predicts that if input trade promotes co-movement by exporting domestic idiosyncratic shocks, then countries with similar technological requirements in global value chains may co-move more as they are exposed to similar external shocks. Our estimations confirm this prediction, and suggest that a one standard-deviation rise in *T – Similarity* produces 3.2 percent higher aggregate synchronization.

A more striking result is that a significant part of the synchronization effect of trade in intermediate inputs is explained by the organization of technological links. In the theoretical model presented above, the overall synchronization effect of input trade is expressed through the term $Inputs(1 + \mu)$, which includes the synchronization induced by the creation of technological links (through *Inputs*) and that via the *network amplifier* (through $Inputs \times \mu$). One major aim of this chapter is to assess the role played by the organization of vertical links in amplifying GDP synchronization, which implies distinguishing the two input-trade transmissions. In practice, however, the terms *Inputs* and $Inputs \times \mu$ are too correlated to be analyzed in the same regression. We can instead *indirectly* infer the role of μ by comparing the estimated coefficients on *Inputs* and $Inputs(1 + \mu)$ in Table 5. A change in *Inputs* in Equation (3) captures the overall synchronization effect from input trade; in contrast, the coefficient on $Inputs(1 + \mu)$ yields the marginal effect due only to the term *Inputs*.⁸ As can be seen, controlling for the organization of production networks reduces the marginal effect of *Inputs* considerably (from 0.112 to 0.037). As such, almost two-thirds of the overall synchronization

⁸To see this, consider the following decomposition:

$$\hat{\beta}_1 Inputs(1 + \mu) = \hat{\beta}_1 Inputs + \hat{\beta}_1 (Inputs \times \mu)$$

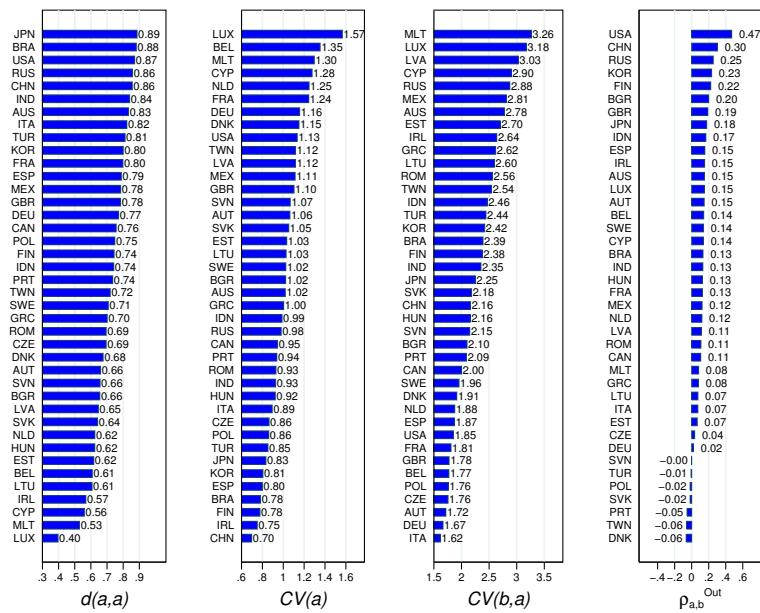
where $\hat{\beta}_1$ is the actual estimated coefficient on $Inputs(1 + \mu)$ presented in equation (3) of Table 5. More importantly, $\hat{\beta}_1$ is also the marginal effect of *Inputs* filtered from the influence of $Inputs \times \mu$.

from trade in intermediate inputs is due to amplification via the structure of international input-output links.

The effect of *Inputs*, however, is rendered insignificant by the inclusion of $\log(BTI)$. This is unsurprising, as $\log(BTI)$ accounts for total bilateral trade whereas *Inputs* focuses only on bilateral trade in intermediate inputs. Despite this, the theoretical model in Section 3.3 still yields valuable information in describing the mechanics of bilateral synchronization. The $T - Similarity$ indicator retains its predictive power and, more importantly, the way in which $\log(BTI)$ brings about synchronization seems to be linked to a key bilateral-transmission element proposed by the theoretical model: *the network amplifier*. The positive and significant coefficient on $\log(BTI) \times (1 + \mu)$ in Table 5 suggests that the organization of bilateral production networks may not only amplify the channels created by input trade, but also those from trade in final goods. This is in line with the preliminary results in Table 3, where the interaction $\log(BTI) \times \mu$ considerably improved the correlation between trade and aggregate synchronization. Again, comparing Equations (5) and (7) in Table 5 suggests that about 44 percent of the overall synchronization from international trade is due to the organization of inter-industry networks. Overall, the empirical results imply that a suitable specification should combine the “benchmark” and “network” approaches. That is, by including both a comprehensive measure of trade and variables reflecting bilateral spillovers, such as the structure of international inter-industry production networks.

A secondary but still noteworthy result is that similarity in the production network structure of economies seems to play a role in aggregate co-movement. There is a considerable literature analyzing how structural similarity may lead economies to co-move. Unlike this prior work, however, I here characterize the structural similarity of economies via inter-industry networks. Economies here are structurally identical when the technological requirements of domestic industries are the same. This is assessed for economies by the *Pearson* correlation of their *Domestic Outdegree* centrality vectors. The results suggest that a rise of one standard deviation in $S - Similarity$ (i.e. 0.186) is related to 6 percent higher aggregate synchronization. One possible explanation might be that the same kind of industries in different countries face similar external shocks, regardless of their geographical location. In this case, similar *Domestic Outdegree* profiles in two economies would indicate that the way in which idiosyncratic shocks are transmitted downstream at the domestic level is similar, which in turn translates into aggregate co-movement. This is, to our knowledge, one of first attempts to highlight production-network similarity as a potential driver of aggregate dynamics.

Figure 6: Network Amplifier Drivers:



Author's calculations. Source: WIOD.

Table 6: Cross-correlations: Trade and Co-movement

Variables	Corr(VA)	Corr(GO)	log(BTI(VA))	log(BTI) \times μ	$\sigma(a, b)$	InputTrade(1+ μ)	T-Similarity
Corr(VA)	1.000						
Corr(GO)	0.939 (0.000)	1.000					
Log(BTI)	0.198 (0.000)	0.209 (0.000)	1.000				
Log(BTI) \times μ	0.363 (0.000)	0.370 (0.000)	0.653 (0.000)	1.000			
$\sigma(a, b)$	0.221 (0.000)	0.221 (0.000)	0.658 (0.000)	0.472 (0.000)	1.000		
InputTrade(1+ μ)	0.138 (0.000)	0.138 (0.000)	0.661 (0.000)	0.425 (0.000)	0.977 (0.000)	1.000	
T-Similarity	0.403 (0.000)	0.402 (0.000)	0.047 (0.186)	0.263 (0.000)	0.201 (0.000)	-0.013 (0.718)	1.000

The p -value corresponding to H_0 : Cross-correlation=0 is in parentheses.

Note: $\log(BTI)$ denotes the natural logarithm of the Bilateral Trade Intensity indicator.

Note: $\sigma(a, b)$ denotes the aggregate-output covariance predicted by the model.

3.5 Conclusion

This chapter has explored the role of global value chain organization on the origin of international business-cycle synchronization. I hold that while greater international inter-industry input flows effectively induce co-movement among economies, the strength of this latter might depend on the organization of technological links. I call this the network amplification effect.

The theoretical findings presented here highlight that international inter-industry trade creates channels through which idiosyncratic shocks propagate across countries. The more abundant and intensive these technological links, the greater is GDP synchronization. More importantly, the theoretical model predicts that these channels of transmission will be reinforced when:

- (i) *Suppliers* have a strong domestic diffusion mechanism;
- (ii) *Buyers* have weakly diversified importing profiles; and
- (iii) *Buyers* and *Suppliers* depend similarly on critical nodes.

This chapter also provides some empirical evidence in support of these theoretical propositions. The results show that aggregate synchronization does indeed emerge when economies engage in bilateral trade in intermediate inputs. More importantly, a considerable part of this synchronization from input trade is explained by the organization of international technological links, interpreted here as the capacity of technological links to amplify bilateral spillovers. These results are robust and significant across different specifications.

The chapter also shows that some configurations seem to strengthen the complex and sometimes unsuspected mechanisms of cross-country contagion. As production networks are in a state of permanent transformation, it is crucial to understand the role played by policy in the formation of less-desirable network configurations. More research is needed to shed light on the endogenous formation of highly-asymmetric production networks at the domestic and international levels.

Bibliography

- Acemoglu, D., Carvalho, V. M., Ozdaglar, A., & Tahbaz-Salehi, A. (2012, September). The Network Origins of Aggregate Fluctuations. *Econometrica*, 80(5), 1977-2016. doi: ECTA9623
- Baxter, M., & Kouparitsas, M. A. (2005, January). Determinants of business cycle comovement: a robust analysis. *Journal of Monetary Economics*, 52(1), 113-157.
- Bems, R. (2014). Intermediate inputs, external rebalancing and relative price adjustment. *Journal of International Economics*, 94(2), 248-262. doi: 10.1016/j.jinteco.2014.08
- Burstein, A., Kurz, C., & Tesar, L. (2008, May). Trade, production sharing, and the international transmission of business cycles. *Journal of Monetary Economics*, 55(4), 775-795.
- Carvalho, V., & Grassi, B. (2015, April). *Large Firm Dynamics and the Business Cycle* (Working Paper No. 824). Barcelona Graduate School of Economics. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/bge/wpaper/824.html>
- Carvalho, V. M. (2014, Fall). From Micro to Macro via Production Networks. *Journal of Economic Perspectives*, 28(4), 23-48.
- di Giovanni, J., Levchenko, A. A., & Mejean, I. (2017, May). Large Firms and International Business Cycle Comovement. *American Economic Review*, 107(5), 598-602.
- di Giovanni, J., Levchenko, A. A., & Mejean, I. (in press). The Micro Origins of International Business Cycle Comovement. *American Economic Review*.
- Drozd, L. A., Kolbin, S., & Nosal, J. B. (2017, November). *Long-Run Trade Elasticity and the Trade-Comovement Puzzle* (Working Paper No. 17-42). Federal Reserve Bank of Philadelphia. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/fip/fedpwp/17-42.html>
- Fontagné, L., Martin, P., & Orefice, G. (2017, February). *The International Elasticity Puzzle Is Worse Than You Think* (Working Paper No. 2017-03). CEPII Research Center. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/cii/cepiddt/2017-03.html>
- Hummels, D., & Klenow, P. J. (2005, June). The Variety and Quality of a Nation's Exports. *American Economic Review*, 95(3), 704-723.
- Imbs, J. (2004, August). Trade, Finance, Specialization, and Synchronization. *Review of Economics and Statistics*, 86(3), 723-734.
- Johnson, R. C. (2014, October). Trade in Intermediate Inputs and Business Cycle Comovement. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 6(4), 39-83.
- Karadimitropoulou, A., & León-Ledesma, M. (2013). World, country, and sector factors

- in international business cycles. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 37(12), 2913-2927. doi: 10.1016/j.jedc.2013.09.00
- Kleinert, J., Martin, J., & Toubal, F. (2015, October). The Few Leading the Many: Foreign Affiliates and Business Cycle Comovement. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 7(4), 134-159.
- Kose, M. A., Otrok, C., & Prasad, E. (2012, May). Global Business Cycles: Convergence Or Decoupling? *International Economic Review*, 53(2), 511-538.
- Kose, M. A., Otrok, C., & Whiteman, C. H. (2003, September). International Business Cycles: World, Region, and Country-Specific Factors. *American Economic Review*, 93(4), 1216-1239.
- Kose, M. A., Otrok, C., & Whiteman, C. H. (2008, May). Understanding the evolution of world business cycles. *Journal of International Economics*, 75(1), 110-130.
- Kose, M. A., & Yi, K.-M. (2006, March). Can the standard international business cycle model explain the relation between trade and comovement? *Journal of International Economics*, 68(2), 267-295.
- Liao, W., & Santacreu, A. M. (2015). The Trade Comovement Puzzle and the Margins of International Trade. *Journal of International Economics*, 96, 266-288.
- Long, J. B. J., & Plosser, C. I. (1983, February). Real Business Cycles. *Journal of Political Economy*, 91(1), 39-69.
- Ng, E. C. (2010, September). Production fragmentation and business-cycle comovement. *Journal of International Economics*, 82(1), 1-14.

Appendix

1.A Proofs

Proof of Proposition 2

Consider the multi-country setup in Equation (3.3) in Section 3.3, where the variance-covariance matrix of the global network is characterized by the first-order approximation:

$$\Sigma_{\mathbf{Y}} = \Sigma_{\mathbf{Z}} + \alpha \mathbf{W}^{\mathbf{T}} \cdot \Sigma_{\mathbf{Z}} + \alpha \mathbf{W} \cdot \Sigma_{\mathbf{Z}} + \alpha^2 \mathbf{W} \cdot \mathbf{W}^{\mathbf{T}} \cdot \Sigma_{\mathbf{Z}} \quad (3.37)$$

where $\mathbf{W}_{(\mathbf{C} \times \mathbf{C})}$ is a partitioned matrix containing blocks of global inter-industry flows and $\Sigma_{(\mathbf{C} \times \mathbf{C})}$ a partitioned matrix of global idiosyncratic shocks. Industry-specific shocks are supposed to be independent across industries and countries here and to have the same variance ($\sigma_z^2(c)$) across industries within a country. From Equation (3.37), the aggregate co-movement between any pair of economies (a) and (b) is:

$$\begin{aligned} Cov(a, b) &= [\vec{\mathbf{1}}]^{\mathbf{T}} \Sigma_{\mathbf{Y}}[\mathbf{a}, \mathbf{b}] [\vec{\mathbf{1}}] \\ &= [\vec{\mathbf{1}}]^{\mathbf{T}} \left[\alpha \sigma_{z(a)}^2 \mathbf{W}[\mathbf{b}, \mathbf{a}] + \alpha \sigma_{z(b)}^2 \mathbf{W}[\mathbf{a}, \mathbf{b}] + \alpha^2 \sum_{c=1}^C \sigma_{z(c)}^2 \mathbf{W}[\mathbf{a}, \mathbf{c}] \cdot \mathbf{W}[\mathbf{b}, \mathbf{c}]^{\mathbf{T}} \right] [\vec{\mathbf{1}}] \end{aligned}$$

where $\mathbf{W}[\mathbf{i}, \mathbf{j}]$ denotes a block from matrix \mathbf{W} at the intersection between the i th (block) row and the j th (block) column. Moreover, $\vec{\mathbf{1}}$ denotes the all-ones vector of the same order as \mathbf{W} .

$$\begin{aligned} \iff Cov(a, b) &= \alpha \sigma_{z(a)}^2 [\vec{\mathbf{1}}]^{\mathbf{T}} \mathbf{W}[\mathbf{b}, \mathbf{a}] [\vec{\mathbf{1}}] + \alpha \sigma_{z(b)}^2 [\vec{\mathbf{1}}]^{\mathbf{T}} \mathbf{W}[\mathbf{a}, \mathbf{b}] [\vec{\mathbf{1}}] \\ &+ \alpha^2 \sigma_{z(a)}^2 [\vec{\mathbf{1}}]^{\mathbf{T}} \mathbf{W}[\mathbf{a}, \mathbf{a}] \mathbf{W}[\mathbf{b}, \mathbf{a}]^{\mathbf{T}} [\vec{\mathbf{1}}] + \alpha^2 \sigma_{z(b)}^2 [\vec{\mathbf{1}}]^{\mathbf{T}} \mathbf{W}[\mathbf{a}, \mathbf{b}] \mathbf{W}[\mathbf{b}, \mathbf{b}]^{\mathbf{T}} [\vec{\mathbf{1}}] \\ &+ \alpha^2 \sum_{\substack{c=1 \\ c \neq a \neq b}}^C \sigma_{z(c)}^2 [\vec{\mathbf{1}}]^{\mathbf{T}} \mathbf{W}[\mathbf{a}, \mathbf{c}] \mathbf{W}[\mathbf{b}, \mathbf{c}]^{\mathbf{T}} [\vec{\mathbf{1}}] \end{aligned}$$

or alternatively,

$$\begin{aligned} Cov(a, b) &= \alpha \left[\sigma_{z(a)}^2 \mathbf{D}(\mathbf{b}, \mathbf{a})^{\mathbf{T}} [\vec{\mathbf{1}}] + \sigma_{z(b)}^2 \mathbf{D}(\mathbf{a}, \mathbf{b})^{\mathbf{T}} [\vec{\mathbf{1}}] \right] \\ &+ \alpha^2 \left[\sigma_{z(a)}^2 \langle \mathbf{D}(\mathbf{a}, \mathbf{a}), \mathbf{D}(\mathbf{b}, \mathbf{a}) \rangle + \sigma_{z(b)}^2 \langle \mathbf{D}(\mathbf{b}, \mathbf{b}), \mathbf{D}(\mathbf{a}, \mathbf{b}) \rangle \right] \\ &+ \alpha^2 \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq a \neq b}}^C \sigma_{z(c)}^2 \langle \mathbf{D}(\mathbf{a}, \mathbf{k}), \mathbf{D}(\mathbf{b}, \mathbf{k}) \rangle \end{aligned} \quad (3.38)$$

where $\langle \cdot \rangle$ denotes the inner-product operator. Moreover, by construction $\mathbf{D}(\mathbf{a}, \mathbf{a}) = \mathbf{W}[\mathbf{a}, \mathbf{a}]^{\mathbf{T}} \cdot \vec{\mathbf{1}}$, where $\mathbf{D}(\mathbf{a}, \mathbf{a}) \in \mathbb{R}^n$ is the vector of (*domestic*) *first-order outdegree* centrality of industries in country $a \in C$, the i th entry of which is $d_i(a, a) = \sum_{j=1}^n \omega_{j,i,a,a}$. The latter is a measure

of the direct dependence of country a 's production networks on the inputs provided by the i th domestic industry. Moreover, since industries here can supply inputs to non-domestic industries, it is possible for industries to accumulate some degree of direct cross-border influence. This appears in the model via $\mathbf{D}(\mathbf{b}, \mathbf{a}) = \mathbf{W}[\mathbf{b}, \mathbf{a}]^T \cdot \tilde{\mathbf{I}}$, where $\mathbf{D}(\mathbf{b}, \mathbf{a}) \in \mathbb{R}^n$ is a vector whose i th entry is $d_i(b, a) = \sum_{j=1}^n \omega_{j,i,b,a}$, which is the sum of the direct input requirements of industries in country b that are supplied by industry i from country a . Finally, the last term, $\langle \mathbf{D}(\mathbf{a}, \mathbf{k}), \mathbf{D}(\mathbf{b}, \mathbf{k}) \rangle = \sum_{i=1}^n d_i(a, k) \cdot d_i(b, k)$, denotes the similarity of imports. The greater the number of common suppliers, the more chance that the two countries will be confronted with the same shocks.

Note that for any two vectors $X, Y \in \mathbb{R}^n$, the inner product $\langle X, Y \rangle = n(\overline{xy})$, where $\overline{xy} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i y_i$. We can thus re-write the inner products from (3.38) as follows:

$$\begin{aligned} \langle \mathbf{D}(\mathbf{a}, \mathbf{a}), \mathbf{D}(\mathbf{b}, \mathbf{a}) \rangle &= n \left[\text{Cov}(d(a, a), d(b, a)) + \overline{d(a, a)} \cdot \overline{d(b, a)} \right] \\ &= n \left[\text{sd}(d(a, a)) \cdot \text{sd}(d(b, a)) \cdot \rho_{b,a}^{\text{Out}} + \overline{d(a, a)} \cdot \overline{d(b, a)} \right] \\ &= n \cdot \overline{d(a, a)} \cdot \overline{d(b, a)} \left[CV(a) \cdot CV(b, a) \cdot \rho_{b,a}^{\text{Out}} + 1 \right] \end{aligned}$$

where $\overline{d(a, a)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i(a, a)$, $\overline{d(b, a)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i(b, a)$. Moreover $CV(a)$ and $CV(b, a)$ denote the coefficient of variation of $d(a, a)$ and $d(b, a)$, respectively. Finally, $\rho_{b,a}^{\text{Out}}$ is the *Pearson* correlation between vectors $\mathbf{D}(\mathbf{a}, \mathbf{a})$ and $\mathbf{D}(\mathbf{b}, \mathbf{a})$. Aggregate co-movement can thus be characterized as follows:

$$\begin{aligned} \text{Cov}(a, b) &= \alpha \cdot \sigma_{z(a)}^2 \cdot v(b, a) \cdot (1 + \mu_a) + \alpha \cdot \sigma_{z(b)}^2 \cdot v(a, b) \cdot (1 + \mu_b) \\ &+ \alpha^2 \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq a \neq b}}^C \sigma_{z(k)}^2 \cdot v(a, k) \cdot v(b, k) \end{aligned} \quad (3.39)$$

where $v(b, a) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{j,i,b,a}$ (resp. $v(a, b)$) denotes the total vertical dependence of industries from country b (resp. a) on inputs that are provided by industries in country a (resp. b). Moreover, μ is a network multiplier such that:

$$\mu_a = \frac{\alpha}{n} \cdot \sum_{i=1}^n d_i(a, a) \left[CV(a) \cdot CV(b, a) \cdot \rho_{b,a}^{\text{Out}} + 1 \right]$$

and

$$\mu_b = \frac{\alpha}{n} \cdot \sum_{i=1}^n d_i(b, b) \left[CV(b) \cdot CV(a, b) \cdot \rho_{a,b}^{\text{Out}} + 1 \right]$$

These results suggest that aggregate co-movement between any pair of economies may be mainly driven by cross-border vertical ties, taking the form of inter-industry international trade. Moreover, this transmission mechanism may be reinforced by three factors:

(a) The organization of domestic production networks, through the indicators $\{CV(a), CV(b)\}$. The higher is $CV(a)$, for instance, the stronger the diffusion mechanism of domestic production networks of country a , and the greater the chance of cross-border spillovers.

(b) The degree of diversification, given by $\{CV(b, a), CV(a, b)\}$. Higher values of $CV(b, a)$, for example, imply that a large part of inputs imported by b from country a , are produced by only a handful of industries.

(c) The similarity of industry influence at the domestic and international level, given by $\{\rho_{b,a}^{Out}, \rho_{a,b}^{Out}\}$. In highly-asymmetric production networks, more central industries are more likely to bring about short-term fluctuations due to their level of connectivity. Moreover, more central industries are more likely to "export" industry-specific shocks when importers are highly specialized in their inputs.

Additional proposition: The structure of a cluster of countries determine the propagation of sectoral shocks within the cluster-member countries..

Before passing to the proof, consider the following definitions.

Definition: A regional (resp. technological) cluster is any group of economies (resp. industries) presenting some degree of vertical integration.

Definition: A dense cluster is a cluster whose members present a level of vertical integration at least equal to δ , an arbitrary threshold.

The proof is presented in two parts. The first part consists on showing that the configuration of vertical linkages within regional clusters may accelerate the diffusion of shocks. The second part shows that this notion can be applied to *dense clusters*.

(a) *First part.* It follows from last definition that global economy can be considered as a huge regional cluster in itself. In particular, it can be shown that the organization of technological ties within this global network conditions global spillovers.

Let global production growth rates (g_Y) be defined as the weighted sum of industries growth rates (g_y) as follows:

$$\sigma^2 = Var \left(\sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot g_{y_j}(i) \right)$$

where C denotes the total number of countries, n the different technologies available within

the global production networks and w_{ij} denotes the share of industry j of country i on global production. By assuming $w_{ij} = \frac{1}{n \times C}$, last expression can be re-written as follows:

$$\sigma^2 = \left(\frac{1}{N}\right)^2 \text{Var} \left(\sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^n g_{y_j}(i) \right)$$

where $N = C \times n$. By following the theoretical framework presented above, global volatility equals:

$$\sigma^2 = \left(\frac{1}{N}\right)^2 (\vec{1})^T \mathbf{\Omega}_Y (\vec{1})$$

where $\mathbf{\Omega}$ denotes the *variance-covariance* matrix of global production. This last expression can be represented alternatively as follows:

$$\sigma^2 = v^T \cdot \mathbf{\Omega}_Z \cdot v$$

where $v = \frac{1}{N} \cdot [I - \alpha W^T]^{-1} \cdot \vec{1}$ represents the eigenvector centrality of industries within global production networks and $\mathbf{\Omega}$ the *variance-covariance* matrix of industry-specific shocks. This expression highlights that the capacity of industries to induce short term fluctuations at global scale is determined by how essential their are from an input supply perspective.

By assuming independent and identically distributed industry-specific shocks across industries and countries, the *variance-covariance* matrix of industry-specific shocks becomes $\mathbf{\Omega} = \sigma_z^2 \cdot I$. Moreover, notice that $v^T \cdot v$ is the squared norm of the eigenvector centrality vector ($\|v\|_2^2$), then global volatility equals

$$\sigma^2 = \sigma_z^2 \cdot \|v\|_2^2$$

Moreover, since $\|v\|_2^2 = N \cdot E[v^2]$, global volatility can be re-expressed as a function of the second moment of v :

$$\sigma^2 = \sigma_z^2 \cdot N \cdot E[v^2] = \sigma_z^2 \cdot N \cdot [\text{Var}(v) + E^2(v)]$$

Since by definition $Average(v) = 1/N$ where N is the total number of vertex in the network, global volatility becomes,

$$\sigma^2 = \frac{\sigma_z^2}{N} \cdot [1 + CV(v)^2]$$

where $CV(v)$ represents the coefficient of variation of the eigenvector centrality of industries, and the total number of vertex in global production networks equals $n \times C$. Thus, higher levels of heterogeneity on the level of industry centrality (higher CV), are related to higher levels of global volatility. In sum, were global production networks be conceived as a huge regional cluster, it follows that global volatility would be determined by the organization of technological linkages within the cluster.

Part (b).

Let the *dense regional cluster* m be constructed according to the following criterion:

$$m = \left\{ c_S \in C \mid (\forall c_D \in C) \left[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \omega_{i,j,c_D,c_S} \geq \delta^{(m)} \wedge c_D \neq c_S \right] \right\}$$

where $\omega_{ij}(c_D, c_S)$ is a mesure of vertical specialization of industry j from country c_D , to intermediate goods provided by industry i from country c_S . Moreover, $\delta^{(m)}$ is the minimum level of total vertical integration for a country to be included in the cluster. Last expression defines a *dense regional cluster* m as a group of economies for which every pair of countries has some degree of mutual interdependence. The higher the level of minimal vertical interdependence ($\delta^{(m)}$), the more restricted the size of the cluster, and the higher the number of groups that are created.

Consider now the partitioned form of \mathbf{W} (Figure (2) in section (3.3)), the matrix containing the vertical linkages of global production networks where blocks containing vertical linkages between country c_D and c_S are denoted by \mathbf{W}_{c_D, c_S} , $\{c_D, c_S\} \in C$. We characterize the network interactions of the *dense regional cluster* (m) through the matrix $\mathbf{W}^{(m)}$ such that:

$$\mathbf{W}^{(m)} = \left[\mathbf{W}_{c_D^{(m)}, c_S^{(m)}} \right]_{1 \leq c_D^{(m)} < C, 1 \leq c_S^{(m)} < C}$$

where $\mathbf{W}_{c_D^{(m)}, c_S^{(m)}} \subset \mathbf{W}$ are squared blocks containing vertical linkages between any pair of members from the cluster, that is $\{c_D^{(m)}, c_S^{(m)}\} \in m$.

The volatility of cluster (m) can be computed by following the notions presented in the part (a) of this proof, provided that matrix \mathbf{W} and $\mathbf{W}^{(m)}$ share fundamental properties such as being squared and with entries strictly inferior to 1. In those cases, volatility of cluster m may be computed as follows:

$$\sigma^2(m) = Var \left(\sum_{c \in m} \sum_{i=1}^n w_{ic}^{(m)} \cdot g_{y_i}(c) \right)$$

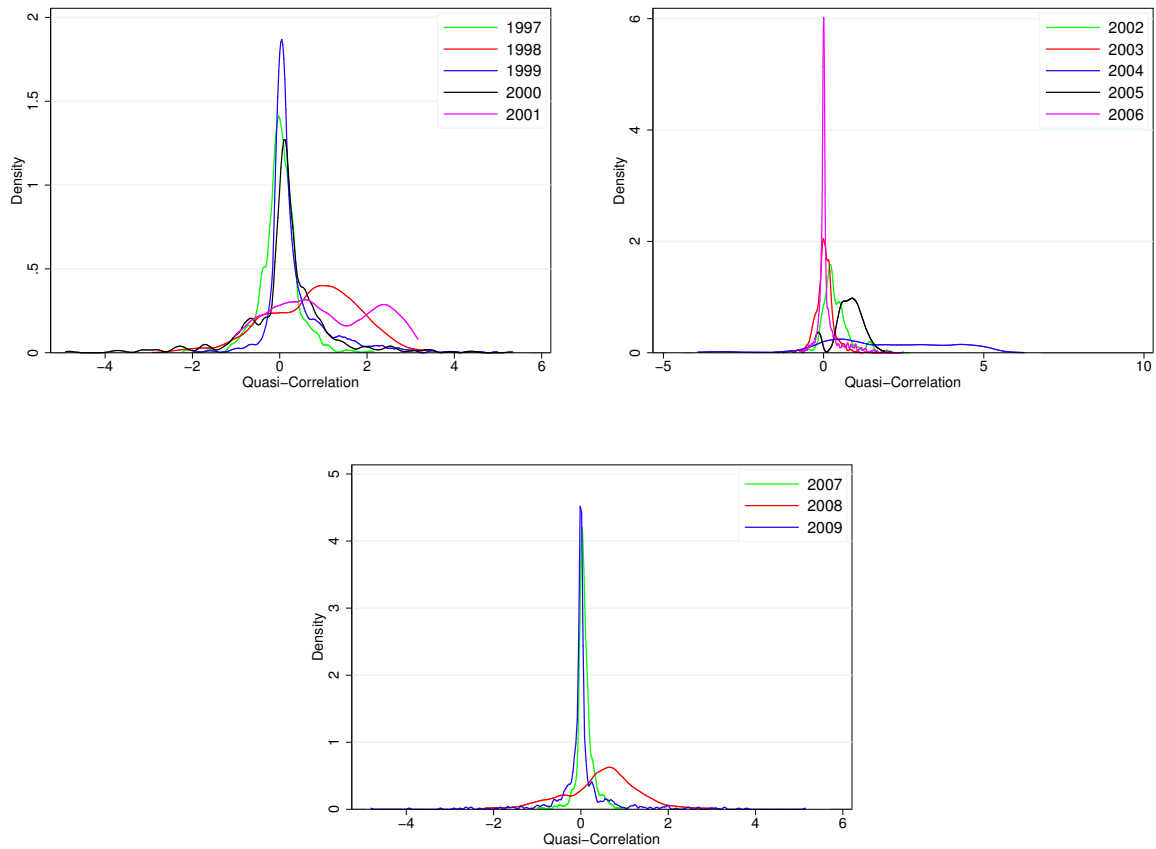
where $C^{(m)}$ denotes the number of countries belonging of the cluster, n denotes technologies available for production, $w_{ic}^{(m)}$ denotes the share of industry i from country c on total cluster production, and $g_{y_i}(c)$ denotes the growth rate of industry i from country c . Then, by letting industries' production process within the cluster be characterized by the production function presented above, cluster m 's volatility may be expressed as follows:

$$\sigma^2(m) = \left(\frac{\sigma_z(m)}{n \times C^{(m)}} \right)^2 \cdot \left[1 + (CV(v)^{(m)})^2 \right]$$

where $\sigma_z(m)^2$ denotes the variance of industry-specific shocks of industries from the cluster, and the $CV(v)^{(m)}$ denotes the coefficient of variation of eigenvector centrality of industries from the cluster. This results implies that, the organization of vertical linkages within the cluster may accelerate the diffusion of shocks in highly asymmetric configurations (high $CV(v)^{(m)}$).

Figure 1.A1: Quasi-Correlation (Qcorr)

The Empirical Density Distribution of Pairwise Quasi Correlations



Controlling for Global Shocks:

i) Decompose the Correlation into a Quasi-Correlation.

$$Qcorr(a, b)_t = \frac{(g_t(a) - \bar{g}(a)) (g_t(b) - \bar{g}(b))}{\sqrt{Var(g(a))Var(g(b))}}$$

ii) Regress $Qcorr(a, b)_t$ on *time* dummies:

$$Qcorr(a, b)_t = \alpha + \sum_{k=1997}^{2009} Year_k + \varepsilon_t^{(a,b)}$$

Table 1.A1: Aggregate-Output Synchronization and Trade 1996-2009

Predicted Covariance and Gravity Controls

$$\rho(a, b) = \beta_0 + \beta_1 \sigma(a, b) + \Gamma' X^{(a, b)} + \varepsilon^{(a, b)}$$

	(1) GO	(2) GO	(3) GO	(4) GO	(5) GO	(6) GO	(7) GO
$\sigma(a, b)$	0.055*** (0.010)	0.039*** (0.009)	0.061*** (0.010)	0.064*** (0.011)	0.030*** (0.007)	0.025*** (0.008)	0.024*** (0.008)
S-Similarity		0.462*** (0.055)	0.421*** (0.052)	0.422*** (0.052)	0.307*** (0.059)	0.305*** (0.059)	0.252*** (0.060)
GDP, const			-0.068*** (0.007)	-0.069*** (0.007)	-0.048*** (0.007)	-0.048*** (0.007)	-0.046*** (0.007)
Contig				-0.022 (0.039)	-0.013 (0.035)	-0.015 (0.035)	-0.017 (0.032)
Distance					-0.022*** (0.003)	-0.023*** (0.003)	-0.021*** (0.003)
Comm. Tongue						0.073 (0.050)	0.076 (0.049)
EURO							0.132*** (0.021)
Observations	780	780	780	780	780	780	780
Adjusted R^2	0.048	0.116	0.233	0.232	0.300	0.301	0.318
AIC	388.455	330.987	221.528	223.339	152.174	151.765	134.299
BIC	397.774	344.965	240.166	246.635	180.130	184.380	171.573

Robust standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Table 1.A2: Aggregate-Output Synchronization and Trade 1996-2009

Comparing the Benchmark Specification & the Predicted Covariance

$$\rho(a, b) = \beta_0 + \beta_1 \text{BilateralTrade}^{(a, b)} + \Gamma' X^{(a, b)} + \varepsilon^{(a, b)}$$

	(1) GO	(2) GO	(3) GO	(4) GO	(5) GO	(6) GO
$\sigma(a, b)$	0.024*** (0.008)					
Inputs		0.112*** (0.033)				
Inputs(1+ μ)			0.037** (0.015)	0.009 (0.017)		
T-Similarity		0.172*** (0.044)	0.168*** (0.044)	0.168*** (0.044)	0.166*** (0.044)	0.147*** (0.042)
Log(BTI)				0.031*** (0.010)	0.033*** (0.009)	
Log(BTI)(1+ μ)						0.021*** (0.004)
Gravity Controls	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Observations	780	780	780	780	780	780
Adjusted R^2	0.318	0.330	0.328	0.335	0.336	0.348
AIC	134.299	120.674	123.801	116.200	114.340	100.039
BIC	171.573	162.608	165.735	162.793	156.274	141.973

Robust standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

General Conclusion

Contents

Main Results	142
Limitations and Future Research	143
Bibliography	146

This dissertation studies the network structure of the economies and its role on the propagation of shocks. In particular, several empirical regularities are identified between the network organization of inter-industrial linkages and the synchronization of industrial activity within and across countries. This is considered as empirical evidence of the capacity of the network structure of economies to shape the propagation and the amplification of shocks in modern economies. I here summarize the main results of each chapter. Then I evoke the limitations of empirical results, and I finish by highlighting some questions that emerged from the theoretical and empirical findings presented in this dissertation.

Main Results

Does the network structure of modern economies suggest that micro disturbances could turn into aggregate fluctuations? The network asymmetry calculated from both national and international sources suggests that inter-industry networks are in general led by few very influential input suppliers (i.e. they are asymmetric). In a first stage, and in order to see the "true" level of network asymmetry, I selected a set of economies for which the input-output tables are highly disaggregated (i.e. with more than 100 industries) and calculated the level of theoretical exposition of economies to micro-shocks. Using the theoretical threshold proposed by Acemoglu, Carvalho, Ozdaglar, and Tahbaz-Salehi (2012) as reference, the *observed* network asymmetry indicates that most economies within this group may be sensitive to industry-specific shocks. In a second stage, using comparable data, I compute the network asymmetry for a set of industrialized economies and for the period 1995-2011. Results suggest not only that the network asymmetry may be a common characteristics across industrialized economies, but that the level of network asymmetry seems to be increasing over time.

If the network structure of economies conditions the propagation of shocks within the economy, can the level of network asymmetry predict the force of synchronization of industrial activity? I answer to this question by using a measure of inter-industry synchronization to approximate the industrial contagion mechanism. A series of linear regressions for the period 1996-2009 and for a set of 40 economies suggest that industrial activity is effectively more synchronized where production networks are led by few very influential input suppliers (i.e. where inter-industry input markets are asymmetric). This effect is statistically significant and robust to the inclusion of other country-specific characteristics. In a attempt

to reveal the direction of causality, I used as reference the level of industrial synchronization observed during the financial crisis of 2008-2009. Results suggest that the contemporaneous response of industrial activity to the global shock was higher in economies where production networks were already asymmetric before the crisis. This is interpreted as preliminary (although not conclusive) evidence highlighting that network asymmetry does amplify the propagation of shocks.

Since the network structure of domestic inter-industry markets seems to shape the propagation of shocks, may the network structure of global inter-industry markets determine the diffusion of shocks across countries? To answer to this question I offer theoretical and empirical insights. First, I demonstrate theoretically that the network structure of input-output inter-industry links determines the extent of cross-country spillovers: I call this effect the *network amplifier*. I show that for every couple of buyers and suppliers (countries) interacting across global value chains, the network structure of international technological links may amplify the propagation of shocks when: (a) *Suppliers* have a strong domestic propagation mechanism (i.e. they are asymmetric), (b) *Buyers* have weakly diversified importing profiles, and (c) *Buyers* and *Suppliers* depend similarly on critical nodes. I also show that these three components of the *network amplifier* are observable. Second, I take the model to the data by studying empirically the synchronization of GDP across countries. Following a series of linear regressions, I first reproduce the well-known positive link between trade in intermediate inputs and the GDP synchronization. More importantly, these regressions reveal that about two-thirds of the aggregate synchronization induced by input trade is indeed due to the network amplifier.

Limitations and Future Research

Perhaps the most important limitation about the empirical regularities reported in this dissertation is the absence of causality and endogeneity tests. The main reason that lies behind this is the unknown origin of asymmetric configurations, and any set of instruments at this point of research would be arbitrary. What lead industries to organize in such a manner that "the few lead the many" across input domestic markets? May aggregate volatility also shape the network structure of economies? Future research in this area is required and very likely to be developed soon. A good example of this is the work of Carvalho and Voigtländer (2015)

, which offer insightful observations on the dynamics of production networks.

There exists some other limitations that should be considered when interpreting results. In chapter one, for instance, although there exists a clear tendency of economies toward more asymmetric configurations, it is not possible to see how relevant is such evolution. The cross-country analysis does not yield clear information about the "true" level of network asymmetry (i.e. that obtained if input-output tables were disaggregated until a firm level⁹). We do not know if (all) economies are, for instance, evolving toward more asymmetric configurations close to the threshold suggested by Acemoglu et al. (2012), or at the contrary, these are evolving still within a relatively weak level. Therefore, one can not rely on aggregated input-output tables to assert if most economies are indeed exposed to microeconomic shocks. Further cross-country research is needed to understand — and to get a consensus — about the real contribution of micro-economic shocks to the aggregate dynamics of industrialized economies.

In the second chapter, a clear limitation is the difficulty to see how meaningful is the size of the empirical link between industry synchronization and the network asymmetry. This is due to the use of an unusual measure of synchronization: the Quasi-correlation. Although the structure of the inter-industry network seems to be a useful and robust predictor of synchronization, it is still difficult to know how sensitive is industrial activity to the network asymmetry. As a result, the sensitivity of industrial comovements to the asymmetry cannot be compared to other macroeconomic variables that are also known as synchronization-inducing factors¹⁰. From this, one may consider two potential research agendas. First, more work is needed to understand the properties, advantages and drawbacks of Quasi-correlation. This would allow us to deal with interpretation issues. Second, the sensitivity of the economy to the network asymmetry would be perhaps more clearly founded (and endogenous issues would be solved) if it was studied within a structural real business cycles model.

In the third chapter, regressions do not allow us to control for potential changes experienced by the structure of global value chains within the period of analysis. Although is not exposed within the empirical discussion in the chapter, further study of our data revealed that the entry of China into the global value chains modified progressively the network linkages: China was considerably more interconnected in 2009 to major global suppliers — such as United

⁹This is of course, an hypothetical example. In practice, and following empirical results, I consider that tables having a level of disaggregation higher than 100 industries may yield a good approximation of the "true" level of network asymmetry. In general, and as far as the network analysis is concerned, almost the same amount of information is obtained when working with input-output tables having a level of disaggregation of 100, than that obtained with a higher number of industries.

¹⁰We may consider, for instance, the elasticity of substitution (or complementarity) of primary inputs, as highlighted by Atalay (2017).

States and Germany — than it was in 1995. Controlling for the time-varying nature of the network structure of global value chains would therefore help study the robustness of the *network amplifier* effect. Another limitation linked to estimations presented in chapter two is the way how the *network amplifier* effect is estimated. As exposed, the effect of the network amplifier is only computed indirectly. Again, developing an IRBC framework where the influence of the network amplifier is clearly represented is needed to confirm its relevance for the propagation of shocks across countries. What are the economic drivers that lead economies to be exposed to greater *network amplifiers*? What is the role of policy on the formation of network configurations that promote cross-frontier spillovers? In particular, how economies develop similar dependency on critical nodes across global value chains? Did the entry of China to global trade modify the cross-country propagation patterns? Can the recent emergence of international mega-suppliers in the automobile industry provide some clues about the origin of asymmetric configurations? Further research is needed but promising steps are hoped to be done in these areas in the near future.

Bibliography

- Acemoglu, D., Carvalho, V. M., Ozdaglar, A., & Tahbaz-Salehi, A. (2012). The Network Origins of Aggregate Fluctuations. *Econometrica*, 80(5), 1977-2016. doi: ECTA9623
- Atalay, E. (2017, October). How Important Are Sectoral Shocks? *American Economic Journal: Macroeconomics*, 9(4), 254-280. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/aea/aejmac/v9y2017i4p254-80.html>
- Carvalho, V., & Voigtländer, N. (2015, February). *Input Diffusion and the Evolution of Production Networks* (Working Paper No. 759). Barcelona Graduate School of Economics. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/bge/wpaper/759.html>

Résumé

Cette thèse étudie le rôle des marchés de production intersectoriels dans l'amplification et dans la propagation des chocs subis par les économies modernes. Une littérature théorique récente prédit que lorsque les réseaux d'inputs intermédiaires sont dominés par un groupe réduit de fournisseurs, la propagation des chocs au sein d'une économie est conséquente, et la dynamique de la production agrégée devient sensible aux aléas micro-économiques; c'est à dire, à ceux subis par des firmes ou des secteurs. Cette thèse a pour premier but de tester cette hypothèse de façon empirique. Cette thèse va aussi au-delà des concepts déjà présentés par cette littérature en démontrant que l'étude de la structure en réseau des marchés internationaux d'inputs permet aussi d'étudier la propagation de chocs entre pays. Ainsi, cette thèse propose une nouvelle façon d'étudier un mécanisme de contagion international bien connu: les chaînes internationales de valeur. Trois questions guident notre discussion: Est-ce que les économies industrialisées présentent-elles une structure en réseau susceptible d'amplifier les chocs idiosyncratiques? Est-t-il possible de relier empiriquement la structure en réseau des marchés intersectoriels à la force de propagation des chocs? Est-ce que la structure en réseaux des marchés internationaux d'inputs peut aider à expliquer la propagation des chocs entre pays, et ainsi la synchronisation internationale des cycles économiques entre pays? Les résultats empiriques de cette thèse suggèrent une réponse positive à ces trois interrogations, et apportent des nouveaux éléments en faveur du développement de cette nouvelle branche de la macroéconomie internationale.

Mots Clés

Réseaux de Production, Fluctuations Agrégées, Synchronisation Industrielle, Synchronisation Internationale de Cycles Économiques.

Abstract

This dissertation explores empirically the link between the network structure of inter-industry markets and the force of propagation of shocks affecting modern economies. Recent theoretical propositions suggest that where intermediate inputs markets are led by few very influential suppliers the propagation of shocks is strong, and the aggregate economy becomes sensitive to industry-specific shocks. The first objective of this dissertation is to test empirically these propositions. More importantly, this thesis goes beyond these observations by highlighting that current concepts linking the network structure of economies to the propagation of shocks within the economies may be applied to study the propagation of shocks across countries. This dissertation introduces a new way of studying a well-known international diffusion mechanism: the global inter-industry value chains. Discussion is articulated throughout three questions: Based on their network structure, are modern economies prone to important spillovers? If so, may the network structure of economies predict the actual level of comovement of industrial activity? Since globalization led to international fragmentation of production, may the network structure of international inter-industry value chains foster cross-country spillovers? Empirical results give positive answers to these questions, and provide elements to continue exploring this emerging literature of the international macroeconomics.

Keywords

Production Networks, Aggregate Fluctuations, Industrial Comovement, International Synchronization of Business Cycles.