



Document de travail

Cycles Réel et Financier au Maroc : Une Analyse par les Wavelets

Yassine Slaoui

Les opinions exprimées dans ce Document de Travail sont celles des auteurs et ne reflètent pas nécessairement la position de Bank Al-Maghrib. Afin de garantir une meilleure qualité et rigueur scientifique, les documents de travail publiés sont évalués par des arbitres externes, universitaires et chercheurs de banques centrales modernes.

Aucune reproduction ou traduction de la présente publication ne peut être faite sans l'autorisation des auteurs.

L'objet de la publication du présent Document de Travail est de susciter les débats et d'appeler commentaires et critiques.

Si vous avez des commentaires sur ce Document de Travail, veuillez les faire parvenir par e-mail : dr@bkam.ma

Ou par courrier à l'adresse suivante :

Bank Al-Maghrib, Département de la Recherche
277, Avenue Mohammed V - B.P 445 Rabat

Ce document peut être téléchargé sans frais par voie électronique sur : www.bkam.ma

ISSN (en ligne) : 2509-0658

CYCLES RÉEL ET FINANCIER AU MAROC: UNE ANALYSE PAR LES WAVELETS

Yassine Slaoui*

Résumé

Ce travail propose d'analyser les propriétés du cycle financier au Maroc ainsi que ses interdépendances avec le cycle réel. Nous utilisons la méthode Wavelet (Crowley (2007), Aguiar-Conraria et Soares (2011)) afin d'estimer la relation entre ces deux cycles à différents niveaux de fréquence, ainsi que l'évolution de cette relation au cours du temps. Notre analyse suggère que le cycle financier, mesuré à partir du crédit bancaire, est plus long que le cycle réel, estimé à partir du PIB. De manière générale, les mouvements du PIB précèdent ceux du crédit bancaire. Le cycle financier manifeste par ailleurs des interactions fortes, mais à caractère épisodique, avec le cycle réel.

Mots clés : Wavelets, Cycle financier, politique macroprudentielle, crédit bancaire.

Classification JEL : E32, E44, E51, C22, G21.

Abstract

This work analyzes the properties of the financial cycle in Morocco and its interdependencies with the business cycle. We use Wavelet methods (Crowley (2007), Aguiar-Conraria and Soares (2011)) to assess the relationship between these cycles at different frequency levels, and how such relationship has evolved over time. Our analysis suggests that the financial cycle, measured from bank credit, is longer than the business cycle. In general, movements in GDP precede those in bank credit. The financial cycle exhibits strong, yet episodic, interactions with the business cycle.

Keywords: Wavelets, Financial cycle, Macroprudential policy, bank credit.

JEL Classification: E32, E44, E51, C22, G21.

*Département Recherche, Bank Al-Maghrib. y.slaoui@bkam.ma.

1 Introduction

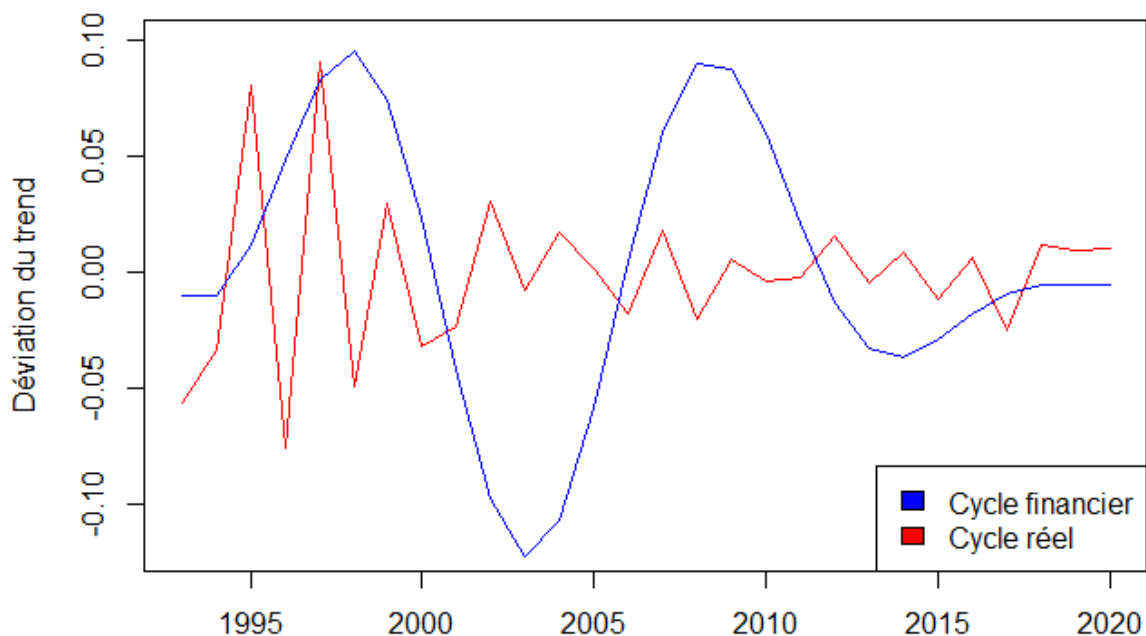
Depuis la crise financière de 2008, l'analyse des fluctuations cycliques du système financier est devenue un centre d'intérêt majeur pour les économistes et les décideurs. Pourtant, il n'existe pas de consensus autour de la définition de la notion de cycle financier. Selon Borio (2014), le cycle financier fait référence aux "interactions entre les perceptions de valeur et de risque qui se renforcent mutuellement et se traduisent par des booms suivis de récessions". Dans son rapport mensuel de Janvier 2019, la Bundesbank définit quant à elle le cycle financier comme l'ensemble des "mouvements conjoints des agrégats du crédit et des prix des actifs financiers à moyen terme". En conséquence, deux types d'approches ont émergé pour décrire le cycle financier. D'une part, les approches reposant sur l'estimation du cycle du crédit (Aikman et al. (2015)). De l'autre, les approches reposant sur la combinaison statistique de plusieurs variables financières dans le but d'extraire leur composante commune (English et al. 2011), les variables utilisées étant, entre autres, les taux d'intérêts, les primes de risques, les volatilités et les taux de défaut.

En dépit de cette absence de consensus, l'analyse du cycle financier constitue une part importante de la conduite de la politique macroprudentielle. Ainsi, la calibration du coussin contracyclique dans l'approche standard repose sur la déviation du ratio du crédit au PIB par rapport à son trend, un indicateur du cycle financier. L'efficacité même des instruments de politique macroprudentielle dépend du positionnement de l'économie par rapport au cycle financier. La politique macroprudentielle serait plus efficace dans les pays où le cycle financier est plus ample et lorsque ce cycle se situe dans une phase de boom plutôt que dans une phase de bust (Cerutti, Claessens and Laeven, 2017). Certains auteurs suggèrent même que le cycle financier aurait des implications pour la conduite de la politique monétaire en agissant, dans le cas des Etats-Unis, comme un facteur d'amplification des effets de la politique monétaire (Juselius, Borio, Disyatat et Drehmann, 2017).

Dans la littérature empirique, le cycle financier est dominé par ses composantes cycliques de moyen à long terme (allant de 8 à 30 ans) alors que le cycle réel possède une composante de court terme pouvant aller jusqu'à 8 ans (Borio et Drehmann, 2012). La littérature portant sur les pays industrialisés estime traditionnellement le cycle réel avec des filtres statistiques sur une bande de fréquence allant de 1 à 8 ans. En revanche, le cycle financier est estimé sur une bande de fréquence allant de 8 à 30 ans. La Figure 1 illustre ce point pour l'économie marocaine. La ligne bleue trace le cycle financier obtenu à partir d'un filtre de Christiano-Fitzgerald sur une bande de fréquence de 8 à 30 ans. La

ligne rouge représente le cycle réel obtenu avec le même filtre sur une bande de fréquence de 1 à 8 ans, en ligne avec la littérature. Le cycle financier au Maroc apparaît ainsi plus long et plus ample que le cycle réel.

Figure 1: CYCLES RÉEL ET FINANCIER ESTIMÉS PAR LE FILTRE CHRISTIANO-FITZGERALD



Note: Le cycle réel est obtenu par un filtre de Christiano-Fitzgerald appliqué sur une bande de court terme (1 à 8 ans) pour le cycle réel et une bande de moyen terme (8 à 30 ans) pour le cycle financier.

Néanmoins, Borio(2014) relève que l'utilisation de filtres univariés ne reflète pas la réalité de l'évolution des cycles réel et financier. En effet, les filtres univariés permettent l'extraction de cycles seulement à des fréquences prédéterminées¹. En d'autres termes, appliquer une bande de fréquence plus longue au cycle financier conduit par construction au résultat précédent. La spécification d'un intervalle ex-ante trop réduit peut ainsi exclure des composantes cycliques importantes. De plus, les composantes dominantes du cycle financier peuvent changer d'une période à l'autre, et s'écarter de l'intervalle initialement spécifié par le filtre. L'usage des filtres univariés amènerait à conclure que le cycle financier

¹Le cycle financier est une variable inobservable qui doit être estimée. De manière générale, l'évolution du crédit bancaire peut être exprimée comme une somme de cycles oscillant à des fréquences différentes. Les composantes cycliques dont les contributions sont les plus significatives peuvent varier dans le temps, ainsi que d'une série temporelle à l'autre.

a perdu en puissance ou a même disparu, alors qu'en réalité sa longueur a changé. D'un autre côté, spécifier un intervalle trop large conduirait à une perte d'information. Détecter des cycles communs avec ces méthodes devient difficile si l'analyse se concentre sur une fraction des fréquences possibles. Certains travaux (Strohsal, Proaño and Wolters (2015a) et Schüler, Hiebert and Peltonen (2015)) recourent à l'analyse spectrale pour estimer la fréquence dominante du cycle financier, mais ces approches ne permettent pas aux fréquences dominantes de changer dans le temps. En conséquence, la comparaison des cycles réel et financier par ces méthodes prend comme hypothèse que ces cycles évoluent dans des intervalles de fréquence différents. Il semble plus prudent d'éviter de spécifier à priori un intervalle de fréquence et de déduire cet intervalle directement des données.

La méthode Wavelet permet de déterminer les fréquences les plus significatives du cycle financier. Cette approche ne requiert pas une spécification à priori de l'intervalle de fréquence. Elle permet de mettre en évidence, au cours du temps, les composantes cycliques dominantes d'une série donnée. La méthode Wavelet est une approche temporelle qui ne suppose pas que les caractéristiques du cycle financier sont figées dans le temps, et permet aux fréquences dominantes de changer d'une période à l'autre. De plus, la méthode Wavelet permet de déterminer l'existence de cycles communs entre pays et entre variables, et d'évaluer l'intensité de ce cycle commun au cours du temps.

La méthode Wavelet est un raffinement des méthodes spectrales fréquentielles. Les méthodes fréquentielles constituent une alternative aux méthodes d'analyse temporelle plus communément utilisées. Les deux perspectives sont complémentaires et mettent en exergue différents aspects d'une série temporelle. Dans le domaine temporel, une série est interprétée comme la somme d'innovations présentes et passées, indépendantes et identiquement distribuées. Dans le domaine fréquentiel, une série temporelle est décomposée en fonctions périodiques. Cette décomposition permet d'analyser l'importance de la contribution de chaque cycle à la dynamique globale de la série. La puissance spectrale permet d'identifier la fréquence des cycles dont la contribution à la dynamique de la série est la plus importante.

Dans ce travail, l'approche Wavelet est appliquée aux données marocaines du PIB réel, du crédit bancaire et de ses composantes. La section 2 est consacrée à une revue de la littérature portant sur les propriétés et les interconnexions des cycles réel et financier, ainsi que sur les implémentations de la méthode Wavelet. La section 3 est dédiée aux fondements de l'approche Wavelet et la section 4 détaille les données utilisées. Les résultats empiriques sont présentés dans la section 5. Enfin la section 6 conclut le document en contrastant

les caractéristiques cycliques de ces variables et les différences de synchronisation avec le cycle financier.

2 Littérature

En tant que méthode mathématique, l'analyse Wavelet est apparue au milieu des années 1980 (Grossmann et Morlet, 1984). Ses applications ont d'abord concerné les sciences physiques, l'épidémiologie et le traitement du signal. Les premières utilisations en économie ont été initiées par Ramsey (1999, 2002) puis approfondies par les travaux de Crowley (2005, 2006). Le présent document adopte la méthodologie développée par Aguiar-Conraria et Soares (2008, 2011). En économie, la méthode Wavelet ajoute une dimension temporelle à l'analyse fréquentielle et permet de déterminer les composantes fréquentielles les plus importantes dans la dynamique d'une série. En outre, la puissance de cohérence permet d'identifier les co-mouvements de deux variables et les changements de ces co-mouvements au cours du temps. Dans l'usage, la différence de phase peut être utilisée pour inférer l'existence d'une relation causale au cours du temps pour chaque niveau de fréquence. L'analyse Wavelet permet d'estimer la relation de court terme (haute fréquence) et de long terme (basse fréquence) entre deux séries, ainsi que les changements de ces relations au cours du temps.

Ce document contribue également à la littérature portant sur l'interconnexion du crédit et de la croissance. Plusieurs de ces travaux, notamment Bernanke et Gertler (1989) et Kiyotaki et Moore (1997) ont bénéficié d'un regain d'intérêt après la crise financière de 2008. Les fondements théoriques de la relation crédit-croissance sont bien établis (Harrison et al., 1999; Levine, 2005). En revanche, les conclusions des travaux empiriques restent partagées en raison de la nature endogène de ces deux variables. De manière générale, la littérature s'accorde sur l'existence d'une relation entre crédit et croissance, mais le sens de la causalité de cette relation est encore sujet à débat. Alors que certaines études suggèrent que le crédit bancaire est un facteur de croissance (Rondorf, 2012; Beck et Levine, 2004), d'autres études suggèrent que la croissance économique induit une hausse du crédit (Stolbov, 2017). Certaines analyses concluent, quant à elles, à une relation bidirectionnelle (Luintel et Kahn, 1999; Karahan et al., 2018). De plus, une branche de cette littérature argumente en faveur d'une relation non linéaire entre crédit et activité économique : la corrélation serait positive jusqu'à un certain niveau du ratio crédit sur PIB, au-delà duquel la corrélation devient négative. Ainsi, sur un échantillon de pays

avancés et émergents, Law et Singh (2014) estiment ce point d'inflexion à 88% du PIB alors qu'Arcand et al (2015) l'estiment à 100% du PIB. Pour la région ASEAN, Lay (2020) estime ce point d'inflexion à 96.5% du PIB. Dans le cadre de cette littérature, certains travaux étudient le caractère cyclique des deux séries dans le but d'évaluer le degré de synchronisation des cycles réel et financier (Claessens et al., 2012; Haavio, 2012).

Le présent travail s'inscrit dans la continuité de cette littérature. Les travaux mentionnés utilisent le crédit bancaire total accordé aux entreprises et aux ménages par tout type de banque dans le système. Quelques travaux récents vont au-delà du crédit bancaire total et s'intéressent à la décomposition du crédit bancaire et à son rôle dans la croissance économique (Beck et al., 2012; Garcia-Escribano, and Han, 2015; Bahadir and Valev, 2020). Par exemple, Bahadir et Gumus (2016) concluent que, pour les pays émergents, la relation crédit croissance existe pour les crédits aux ménages mais pas pour les crédits au secteur privé. Quelques travaux analysent l'interdépendance des cycles du PIB et du crédit bancaire et notamment l'existence de décalages dans le temps entre ces deux cycles. Dans son bulletin mensuel de Janvier 2011, la BCE suggère qu'en Zone Euro le cycle du PIB devance le cycle des crédits aux sociétés non-financières. Scharnagl (2011) utilise la méthode Wavelet sur données allemandes pour analyser les interdépendances du crédit bancaire et de ses composantes avec le PIB et le taux directeur, concluant à l'existence d'interactions épisodiques entre ces variables.

L'étude des propriétés des cycles réel et financier, en particulier la mesure de sa période et de son amplitude, a aussi connu un regain d'intérêt depuis la crise financière de 2008. Borio et Drehmann (2012) ont montré que, de manière générale, le cycle financier est plus long que le cycle réel. Le cycle réel possède une composante de court terme pouvant aller jusqu'à 8 ans, alors que le cycle financier possède à la fois une composante de court terme et une composante de moyen terme qui se situe entre 8 et 30 ans. Claessens (2012) relève que l'amplitude du cycle financier est plus élevée que celle du cycle réel. De plus, la phase descendante du cycle financier tend à être plus prononcée dans les pays émergents que dans les pays avancés. En moyenne, lors de la phase descendante du cycle financier, le crédit chute trois fois plus dans les pays émergents par rapport aux pays avancés (Drehmann et al., 2012; Galati, Hindrayanto, Koopman et Vlekke, 2016; Hiebert et al., 2018; Rünstler et al., 2018). Quatre types d'approches empiriques sont utilisées pour la mesure des caractéristiques du cycle financier : (i) la méthode des turning points (Claessens et al., 2012), (ii) les méthodes de filtration (Drehmann et al., 2012), (iii) les méthodes fréquentielles reposant sur la transformée de Fourier (Strohsal et al., 2015) (iv) la méthode Wavelet. La méthode des turning point calcule les minimas et maximas locaux

d'une série à partir d'une règle prédéterminée. L'avantage de la méthode fréquentielle par rapport aux méthodes de filtration, est qu'elle ne requiert pas d'hypothèse à priori sur l'intervalle de fréquence au sein duquel le cycle est supposé opérer. Ces méthodes quantifient la contribution de chaque composante cyclique à la dynamique de la série, en moyenne, sur toute la durée observée. Cette méthode ne peut identifier les changements de fréquence au cours du temps qu'en divisant l'échantillon sur de courtes durées (Strohsal et al. (2015)). La méthode Wavelet traite les limitations de la méthode fréquentielle en permettant d'analyser à la fois la dimension temporelle et la dimension fréquentielle. Verona (2016) étudie les propriétés des cycles du crédit, de l'immobilier, du marché actions et du PIB aux Etats-Unis en utilisant la méthode Wavelet. Voutilainen (2017) conduit le même exercice sur la Zone Euro.

La synchronisation des cycles financiers entre pays fait aussi l'objet d'une littérature récente utilisant notamment la méthode Wavelet. Aikman et al. (2015) suggèrent que cette synchronisation s'est renforcée à partir des années 1980 dans un échantillon de 14 pays industrialisés. Meller et Metiu (2017) concluent également que cette synchronisation est plus forte depuis 1973 qu'elle ne l'était sur la période 1923 – 1973. Les auteurs estiment par ailleurs que les pays connaissant une synchronisation de leurs cycles réels présentent également une synchronisation de leurs cycles financiers. Sur un échantillon de 21 pays de l'OCDE, Claessens et al. (2011) mettent en évidence que cette synchronisation entre pays est plus forte pour les cycles du crédit bancaire que pour les cycles de l'immobilier. Dans la Zone Euro, Kunovac, Mandler and Scharnagl (2018) montrent, en utilisant la méthode Wavelet, que les cycles du crédit et de l'immobilier sont plus synchronisés que les cycles des marchés action et obligataire. Breitung et Eickmeier (2016) présentent des arguments en faveur de l'existence d'un cycle financier global en analysant 350 variables financières de 24 pays. Ils estiment que 40% de la variation de ces variables peut s'expliquer par des facteurs globaux. Miranda-Agrippino et Rey(2015) trouvent que plus de 60% de la variation commune de 300 variables financières peut être expliquée par un seul facteur global. Sur la base de ces travaux, Schüler, Hiebert et Peltonen(2014) ont construit un indicateur du cycle financier global à partir d'une analyse en composantes principales.

3 Méthodologie

Le terme Wavelet, qui signifie ondelette, désigne une fonction correspondant à une petite oscillation. L'analyse Wavelet est une extension temporelle de l'analyse en séries de Fourier, conduisant l'analyse sur des fenêtres de fréquences. La densité spectrale reflète la contribution de cycles d'une fréquence donnée à la dynamique globale de la série et permet d'identifier les cycles importants. Alors que l'analyse par la méthode de Fourier utilise des cycles à support infini, la méthode Wavelet utilise des fonctions de base à support fini. La méthode Wavelet permet ainsi de rendre compte des modifications des fréquences importantes au cours du temps et n'est pas restreinte aux séries stationnaires. La Transformation Wavelet Continue (Continuous Wavelet Transform, CWT), est obtenue par projection d'une série temporelle $x(t)$ sur une fonction Wavelet Ψ :

$$W_x(\tau, s) = \int x(t) \frac{1}{\sqrt{|s|}} \Psi^* \left(\frac{t - \tau}{s} \right) dt \quad (1)$$

où le paramètre d'échelle s est l'inverse de la fréquence. Les petites échelles captent des changements rapides, c'est-à-dire de haute fréquence, alors que les grandes échelles captent les évolutions lentes de basse fréquence. τ représente la localisation temporelle autour de laquelle la fonction Wavelet de base est appliquée. La fonction Ψ , dite Wavelet « mère » est normalisée par $\frac{1}{\sqrt{|s|}}$ pour que les transformées soient analogues à tous les niveaux de fréquence. Cette transformation est appliquée pour toutes les combinaisons des paramètres d'échelle et de temps. Une petite valeur du paramètre s (plus petite échelle) permet de construire une Wavelet mère plus compacte capturant les fréquences hautes de la série. L'expression $\Psi(t - \tau)$ permet de décaler la Wavelet d'un facteur τ vers la droite dans l'axe temporel. Le terme $\Psi\left(\frac{t}{s}\right)$ indique que ce décalage se fait par multiples du facteur d'échelle s . Le paramètre τ contrôle ainsi la position de la fenêtre dans le temps, alors que le paramètre s contrôle le degré d'expansion de cette fenêtre. Plus l'échelle est élevée, plus la Wavelet est compressée ce qui permet d'obtenir une haute résolution et de capter les fréquences élevées de la série $x(t)$. Plus l'échelle est faible, plus la Wavelet est large, ce qui permet de capter les fréquences basses de la série.

La transformation Wavelet permet ainsi de décomposer la série $x(t)$ en termes de fonctions Wavelets de base $\Psi(t)$. Pour être une Wavelet mère, la fonction Wavelet doit satisfaire les conditions suivantes :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t) dt = 0 \quad (2)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi^2(t) dt = 1 \quad (3)$$

$$0 < C_\psi = \int_0^{+\infty} \frac{|\tilde{\Psi}(\omega)|^2}{\omega} d\omega < +\infty \quad (4)$$

Où $\tilde{\Psi}(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t) e^{-i\omega t} dt$ est la transformée de Fourier de la fonction Wavelet mère. La première condition assure que la fonction Wavelet est centrée en zéro. La deuxième condition garantit une déviation réduite de la fonction Wavelet autour de sa moyenne. La troisième condition garantit l'existence de l'inverse de la CWT, c'est-à-dire l'existence de la fonction Wavelet mère.

La Wavelet mère Ψ adoptée par la littérature est la Wavelet de Morlet. Cette fonction a été développée par Jean Morlet, un géophysicien travaillant pour une compagnie de prospection pétrolière française, pour résoudre des problèmes liés au traitement des signaux traversant des matériaux différents dans le sol. La Wavelet de Morlet peut être caractérisée comme une onde sinusoïdale gaussienne:

$$\Psi^*(t) = \pi^{-\frac{1}{4}} \left(e^{i\omega_0 t} - e^{-\frac{1}{2}\omega_0^2} \right) e^{-\frac{t^2}{2}} \quad (5)$$

La Wavelet de Morlet contient deux composantes: une composante sinusoïdale et une composante gaussienne. Ceci signifie qu'en son centre, la Wavelet est une fonction sinusoïdale et qu'elle tend vers 0 en ses extrémités. La Wavelet de Morlet est une fonction complexe, ce qui permet de calculer l'amplitude et la phase pour différentes fréquences. Les termes t et ω_0 dénotent respectivement le temps et la fréquence. Le terme ω_0 contrôle le nombre d'oscillations dans l'enveloppe gaussienne et permet de calibrer la résolution dans le domaine temps-fréquence. Une haute valeur du terme ω_0 améliore la résolution fréquentielle, au détriment de la résolution temporelle. La littérature adopte généralement une valeur $\omega_0 = 6$, qui réalise un équilibre entre la résolution temporelle et la résolution fréquentielle. De plus, le choix de ce paramètre induit une relation simple entre l'échelle et la fréquence $f \approx s$. La CWT d'une série temporelle $x(t)$ peut être dilatée par le paramètre s et translatée dans le temps par le paramètre τ , construisant de cette manière une image dans le domaine temps-fréquence.

Le CWT est ainsi la projection de la série $x(t)$ sur la Wavelet de Morlet. Le CWT mesure le degré de similarité locale entre la série $x(t)$ et la fonction Wavelet Ψ . La puissance spectrale représente la contribution relative des différents cycles à la variance totale de la série à chaque instant t et pour chaque échelle s . Elle est définie par:

$$WPS_{x,t}(\tau, s) = |W_x(\tau, s)|^2 \quad (6)$$

$|W_x(\tau, s)|$ est le module de la transformée Wavelet. Plus la puissance spectrale est élevée, plus les fluctuations de la série sont importantes, à une fréquence et à un instant donnés.

La transformation Wavelet croisée décrit la covariance de deux séries temporelles $x(t)$ et $y(t)$ dans le domaine temps-fréquence. Pour une série $x(t)$ dont la CWT est $W_x(\tau, s)$, et une série $y(t)$ dont la CWT est $W_y(\tau, s)$, la covariance de ces séries est représentée par:

$$W_{xy}(\tau, s) = W_x(\tau, s)W_y^*(\tau, s) \quad (7)$$

où $*$ dénote la conjuguée complexe.

Une mesure de co-mouvement dans le domaine temps-fréquence est la cohérence, obtenue en normalisant la transformation Wavelet croisée par la puissance spectrale des séries $x(t)$ et $y(t)$.

$$R_{xy}(\tau, s) = \frac{|W_{xy}(\tau, s)|}{\sqrt{|W_x(\tau, s)|^2} \sqrt{|W_y(\tau, s)|^2}} \quad (8)$$

Cette mesure de cohérence, à valeur dans $[0, 1]$, peut être interprétée comme un coefficient de corrélation localisé dans le domaine temps-fréquence. Une valeur élevée de R_{xy} indique d'importants co-mouvements des deux séries. Le graphique de la cohérence permet de déterminer les régions du domaine temps-fréquence dans lesquelles des mouvements communs existent et de mesurer leur intensité. Les changements dans le temps des fréquences les plus significatives peuvent ainsi être identifiés. Le test de significativité basé sur la méthode Bootstrap de Aguiar-Conraria et Soares (2011) est utilisé pour déterminer le caractère significatif de cette corrélation.

Dans le graphique de la puissance de cohérence, les couleurs chaudes (rouges) cor-

respondent à un haut niveau de cohérence, alors que les couleurs froides (bleues) correspondent à un faible niveau de cohérence. Les zones significatives sont représentées par des contours blancs.

La Wavelet de Morlet d'une série x_t peut être décomposée en une partie réelle, l'amplitude $|W_x(\tau, s)|$ et une partie imaginaire, la phase, $|W_x(\tau, s) e^{i\varphi(\tau, s)}|$. L'angle de phase, $\varphi(\tau, s)$ de la série x_t est calculé comme suit:

$$\Phi_x(\tau, s) = \text{Arctan} \left(\frac{\Im \{W_x(\tau, s)\}}{\Re \{W_x(\tau, s)\}} \right) \quad (9)$$

où \Re et \Im désignent respectivement les parties réelle et imaginaire.

La différence des phases de deux séries x_t et y_t renseigne sur les retards d'oscillation entre les deux séries. La différence de phase peut être calculée via :

$$\Phi_{xy}(\tau, s) = \text{Arctan} \left(\frac{\Im \{W_{xy}(\tau, s)\}}{\Re \{W_{xy}(\tau, s)\}} \right) \quad (10)$$

Si $\Phi_{xy}(\tau, s) = 0$, alors le mouvement des deux séries est synchronisé à la fréquence $\frac{1}{s}$. Si $\Phi_{xy}(\tau, s) \in [0, \frac{\pi}{2}]$ alors la série y_t devance la série x_t (Table 1).

Le graphique de la différence de phase est également une carte de chaleur indiquant, à chaque instant t et pour un niveau de fréquence donné, le retard existant entre les composantes cycliques des séries x_t et y_t à ce niveau de fréquence. Les couleurs allant du bleu au rouge dénotent des valeurs de la différence de phase allant de $-\pi$ à π . L'interprétation de la valeur de cette différence de phase en termes de retard est donnée par la Table 1.

Table 1: INTERPRÉTATION DE LA DIFFÉRENCE DE PHASE

Différence de phase	Retard
$\Phi_{xy} \in [0, \pi/2]$	$x(t) \rightarrow y(t)$
$\Phi_{xy} \in [\pi/2, \pi]$	$y(t) \rightarrow x(t)$
$\Phi_{xy} \in [-\pi/2, 0]$	$y(t) \rightarrow x(t)$
$\Phi_{xy} \in [-\pi, -\pi/2]$	$x(t) \rightarrow y(t)$

4 Données

Ce travail examine les co-mouvements du PIB réel avec trois catégories du crédit bancaire: le crédit bancaire total, le crédit bancaire ventilé par objet économique (immobilier, équipement, consommation et trésorerie) et le crédit bancaire ventilé par secteur (crédit aux ménages et aux sociétés non financière). L'analyse se base sur les observations trimestrielles du taux de croissance des composantes du crédit bancaire réel sur la période allant de 2002Q4 à 2020Q4, ainsi que sur les observations annuelles du crédit bancaire total allant de 1967 à 2020. Les données du PIB réel annuel et trimestriel sont utilisées pour les mêmes périodes². Une description des variables utilisées est fournie dans la Table 2 et la Figure 2.

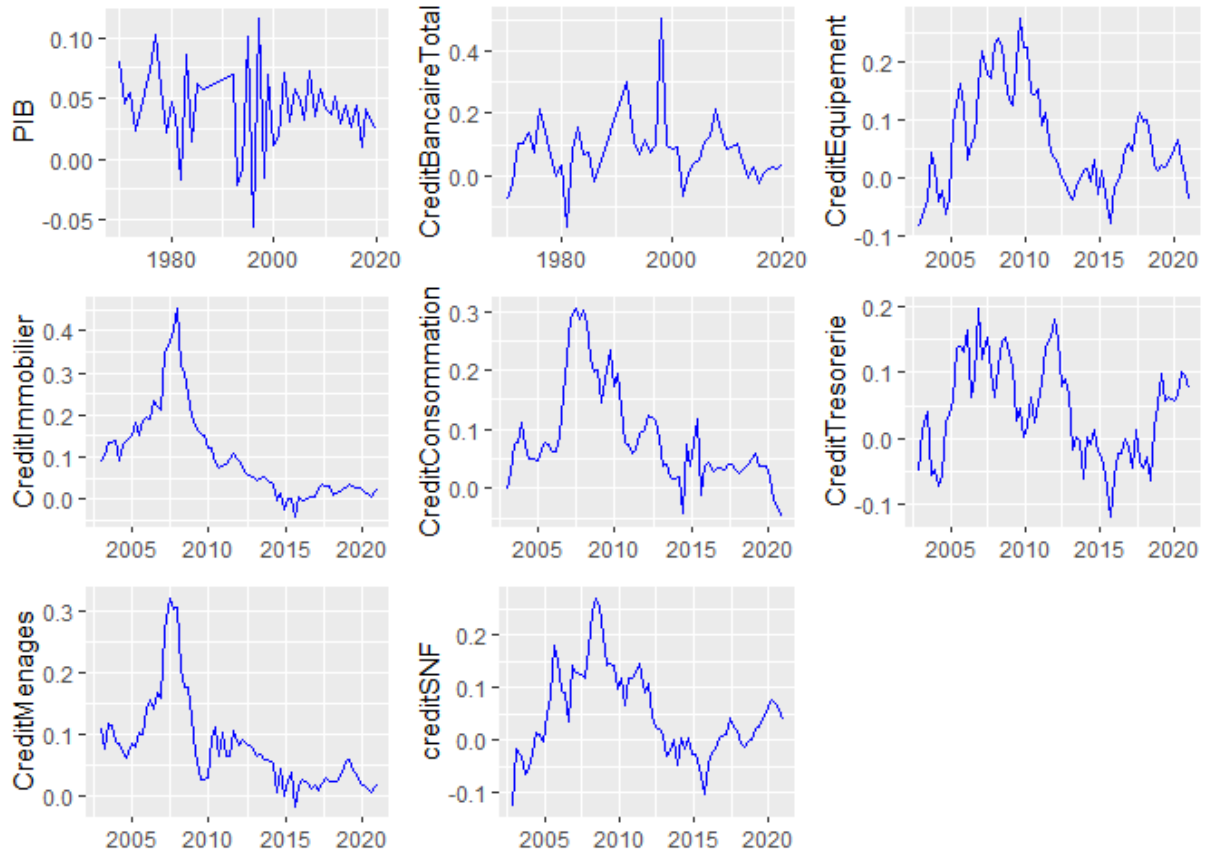
Table 2: STATISTIQUES DESCRIPTIVES

	Moyenne	Ecart-type	Min	Max	Observations
PIB réel	0.0437	0.0345	-0.0556	0.1167	54
Crédit bancaire total	0.081	0.102	-0.162	0.506	54
Crédit à l'équipement	0.0624	0.0872	-0.0832	0.2748	73
Crédit à l'immobilier	0.103	0.106	-0.041	0.455	73
Crédit à la consommation	0.0873	0.0831	-0.0472	0.3059	73
Crédit de trésorerie	0.043	0.073	-0.1185	0.1982	73
Crédit aux ménages	0.0805	0.0717	-0.0164	0.3214	73
Crédits aux SNF	0.0509	0.0818	-0.1257	0.2719	73

Note: Les données du PIB et du crédit bancaire total sont en fréquence annuelle. Les données des composantes du crédit bancaire sont en fréquence trimestrielle. Toutes les variables sont exprimées en taux de croissance (différence logarithmique).

²Il convient de souligner qu'il est plus pertinent de recourir au PIB non agricole pour appréhender le cycle réel au Maroc en raison de la forte volatilité du secteur agricole et de la dépendance de ce dernier aux aléas climatiques. Néanmoins, la littérature portant sur les pays émergents utilise le PIB global au lieu du PIB non agricole. De plus, selon nos estimations, le cycle réel, mesuré à partir du PIB non agricole, ne fait pas ressortir certains faits stylisés importants discutés dans la littérature sur le sujet.

Figure 2: PIB RÉEL, CRÉDIT BANCAIRE ET SES COMPOSANTES .



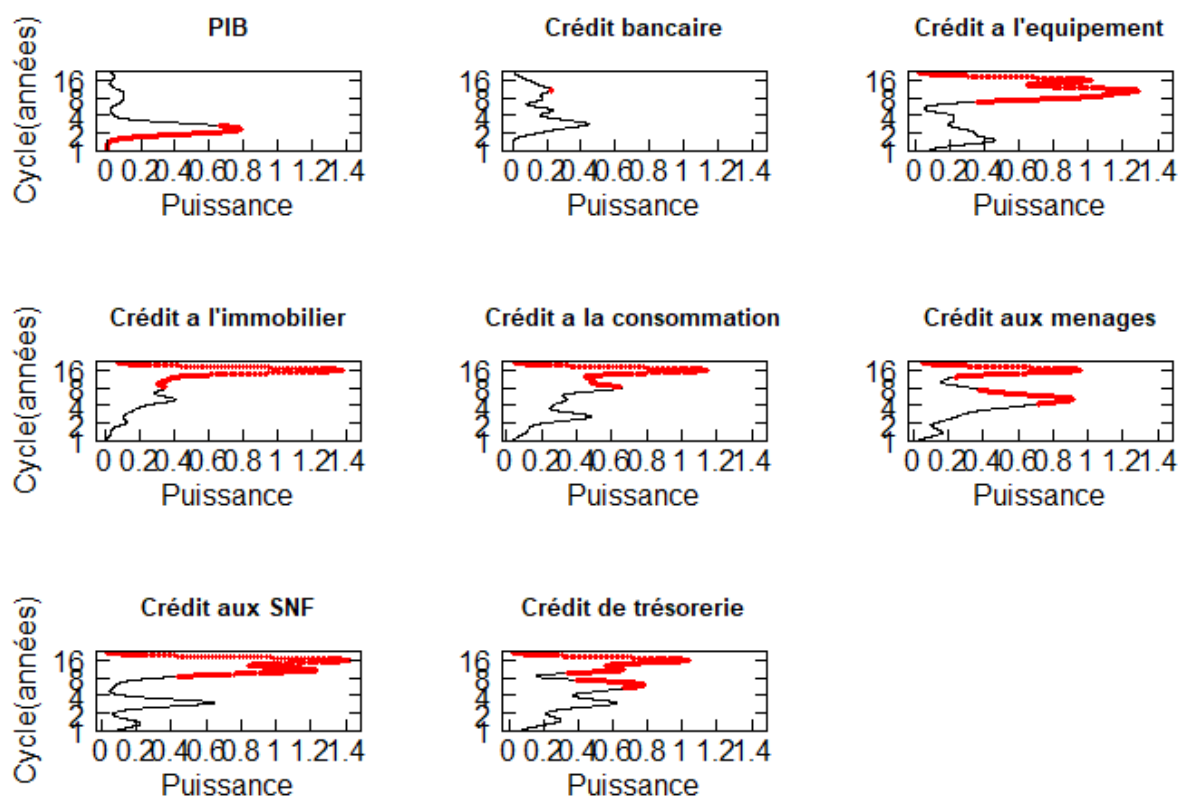
Note: SNF désigne les Sociétés non financières.

5 Résultats

5.1 Puissances Spectrales

L'estimation de la puissance spectrale moyenne au cours du temps pour chaque niveau de fréquence (Figure 3) indique l'existence de composantes cycliques dominantes dans les séries du PIB et du crédit bancaire et ses composantes. Les points rouges représentent les cycles significatifs. Pour le PIB réel, le cycle dominant (significatif et d'amplitude maximale) est un cycle de période 2 ans. Ce cycle dominant diffère pour le crédit bancaire total et se situe à 12 ans. Toutes les composantes du crédit bancaire possèdent des composantes cycliques dominantes de long terme allant de 8 à 16 ans.

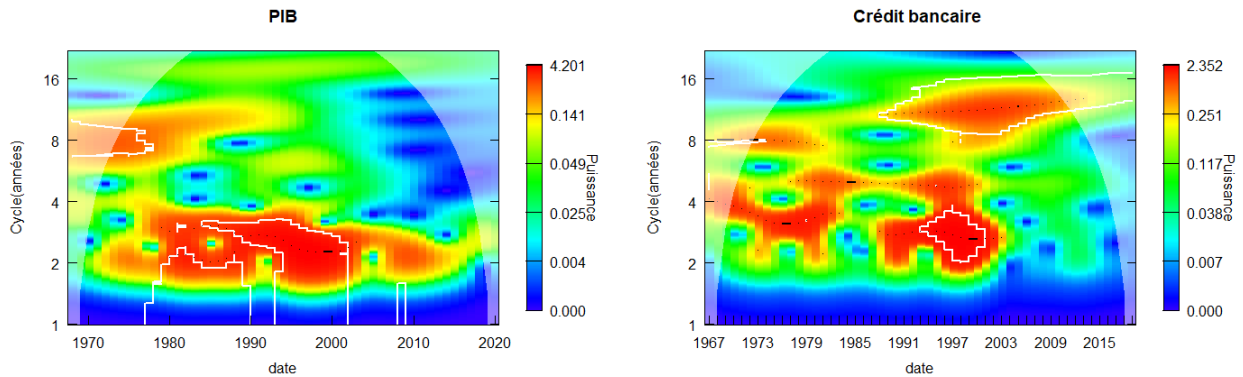
Figure 3: PUISSANCE SPECTRALE WAVELET MOYENNE DU PIB, DU CRÉDIT BANCAIRE ET DE SES COMPOSANTES



Note: Les points rouges dénotent les zones de puissance significative.

Les figures 4 et 5 représentent les puissances spectrales Wavelet des taux de croissance du crédit bancaire total, du PIB réel, du crédit à l'équipement, à l'immobilier, à la consommation, à la trésorerie, aux ménages et aux sociétés non financières. La valeur de la puissance spectrale est représentée par un code couleur pour chaque période du cycle (axe vertical) et chaque instant (axe horizontal). Cette valeur augmente du bleu vers le rouge. Les lignes noires, qui représentent les maxima locaux de la puissance spectrale au cours du temps, correspondent aux composantes cycliques dominantes de la série à chaque instant. La zone de contraste élevé correspond au cône d'influence. Les résultats à l'extérieur du cône d'influence doivent être interprétés avec précaution. L'estimation de la représentation Wavelet à chaque instant inclut à la fois les observations passées et futures. La longueur de cette fenêtre d'estimation augmente avec la longueur du cycle. Seuls les points à l'intérieur du cône d'influence disposent d'un nombre suffisant d'observations dans les deux directions pour l'estimation de la représentation Wavelet.

Figure 4: PUISSANCE SPECTRALE DES CYCLES RÉEL ET FINANCIER



Note: Puissance Spectrale Wavelet. Le cône d'influence est représenté par la région à fort contraste de couleurs. Le contour blanc représente les régions de cohérence significative à 5%. L'intervalle de puissance va du bleu (faible puissance) au rouge (forte puissance).

La puissance spectrale Wavelet du crédit bancaire varie considérablement au cours du temps (Figure 4 à droite). Le crédit bancaire total possède un cycle de long terme (de 8 à 16 ans) relativement stable, fort et significatif à partir du début des années 1980 dont la période augmente au cours du temps. Des cycles de court et moyen terme (de période 2 à 6 ans) à caractère temporaire se manifestent également, notamment entre 1979 et 2000, mais disparaissent à partir du début des années 2000.

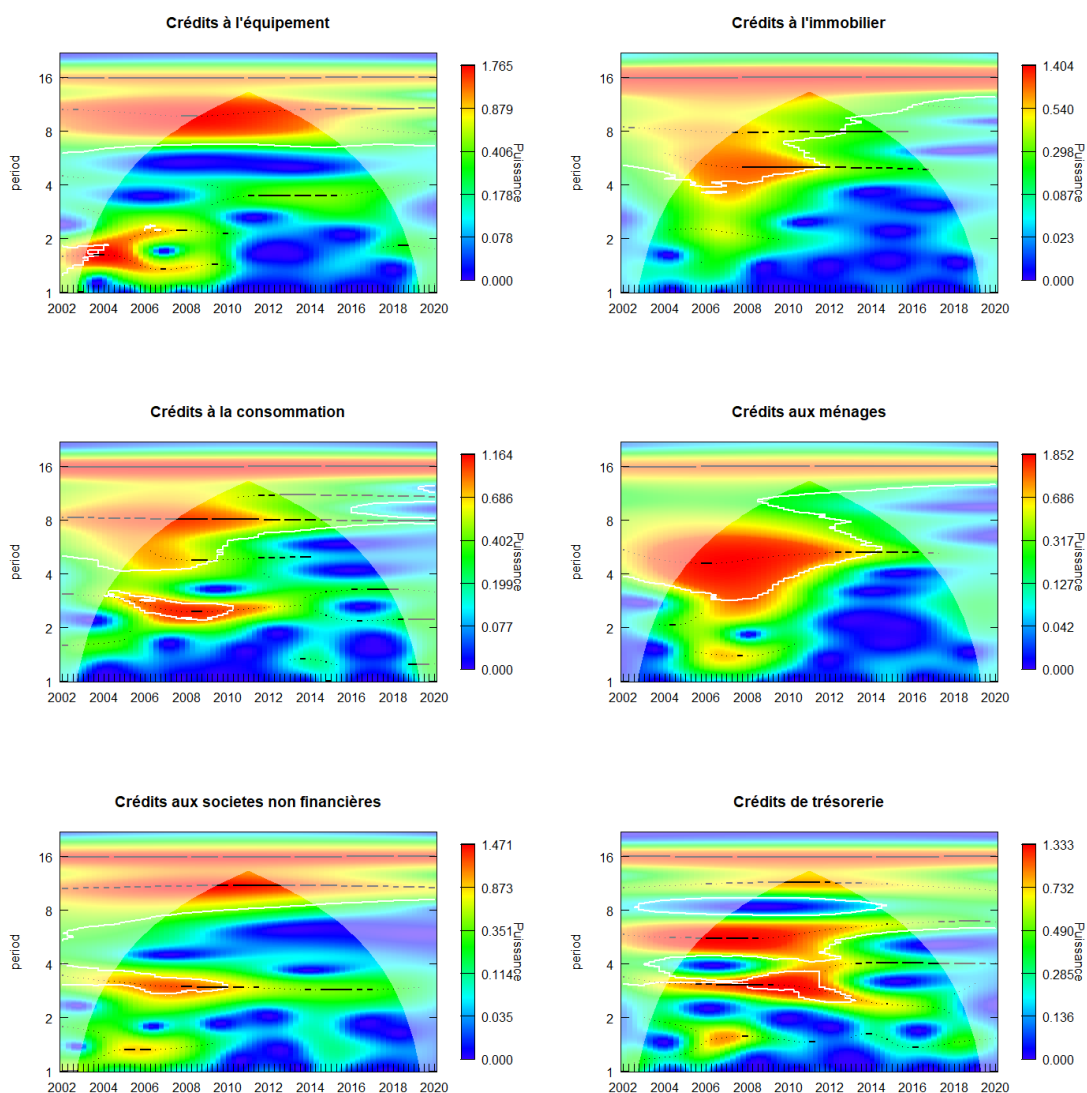
Le PIB réel (Figure 4 à gauche) présente essentiellement un cycle de court terme (de 2 à 4 ans) avec des maxima locaux significatifs du début des années 1980 au début des années 2000. A partir de 2002 la puissance spectrale n'est plus significative à l'exception des années 2009-2010.

La comparaison des cycles du crédit et du PIB depuis le début des années 1980 met en évidence qu'au Maroc le cycle financier est plus long que le cycle réel, ce qui est un fait saillant à de nombreuses économies avancées et émergentes (Borio, 2012).

Pour toutes les composantes du crédit bancaire, des cycles dominants émergent à des périodes allant de 8 à 16 ans (Figure 5). Les valeurs des puissances spectrales de ces cycles de long terme sont larges et significatives. En revanche, la puissance spectrale Wavelet varie considérablement sur les périodes plus courtes (2 à 8 ans). Toutes les composantes du crédit bancaire, à l'exception des crédits à l'équipement et aux sociétés non financières, manifestent des cycles de moyen terme (entre 4 et 8 ans) particulièrement actifs entre 2005 et 2012, ce qui correspond à l'épisode de forte hausse des crédits bancaires au Maroc. Au cours de cet épisode, des maxima locaux de la puissance spectrale peuvent également être

identifiés sur des cycles plus courts allant de 1 à 4 ans pour toutes les composantes du crédit bancaire hormis les crédits à l'immobilier, ce qui reflète la forte volatilité de toutes les composantes du crédit bancaire au cours de cette période.

Figure 5: PUISSANCE SPECTRALE DES COMPOSANTES DU CRÉDIT BANCAIRE



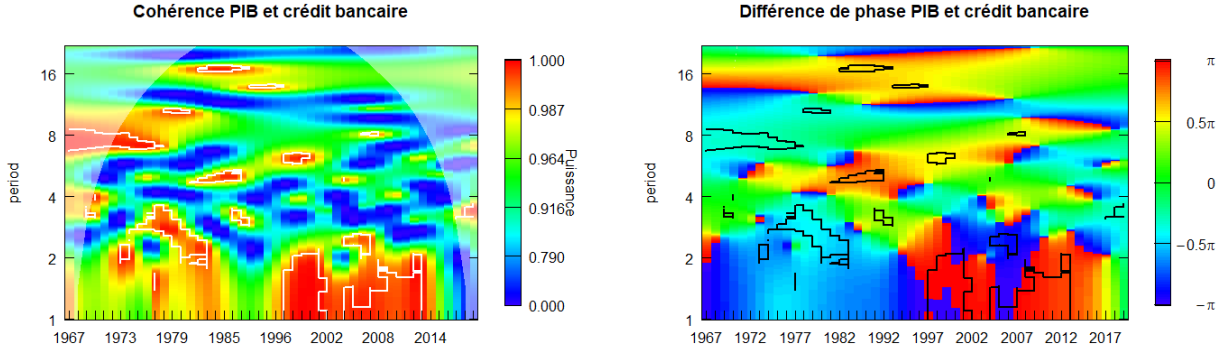
Note: Puissance Spectrale Wavelet. Le cône d'influence est représenté par la région à fort contraste de couleurs. Le contour blanc représente les régions de cohérence significative à 5%. L'intervalle de puissance va du bleu (faible puissance) au rouge (forte puissance).

5.2 Cohérence Wavelet et différence de phase

5.2.1 Cycle financier et cycle réel

La puissance de cohérence du PIB et du crédit bancaire (Figure 6 à gauche) varie considérablement au cours du temps. Durant les années 1970-1980, l'interaction est significative sur la bande de fréquence 6 à 10 ans, ainsi que de manière sporadique à des cycles plus courts. La période des années 1970 a été marquée par une stratégie de développement planifiée avec un rôle prépondérant du secteur public et une politique active d'encadrement des crédits visant à favoriser l'essor de certains secteurs jugés prioritaires, notamment au travers des banques spécialisées telles que la BNDE, la CNCA et le CIH. Durant les années 1980, marquées notamment par le Plan d'Ajustement Structurel, cette interaction est rompue. Elle reprend de manière significative à la fin des années 1990 jusqu'au milieu des années 2000. Cette période a connu des réformes importantes, notamment la loi bancaire de 1993 portant sur le désencadrement du crédit, la suppression progressive des emplois obligatoires et la libéralisation des taux d'intérêts débiteurs à partir de 1996. Ces réformes se sont accélérées au travers de la libéralisation de l'activité bancaire, notamment avec le nouveau plan comptable pour les établissements de crédit. On peut conjecturer que cette libéralisation du marché du crédit s'est accompagnée d'un renforcement des canaux de transmission entre les sphères réelle et financière. Ainsi, l'analyse Wavelet suggère l'existence d'interactions à caractère épisodique et temporaire entre les cycles réel et financier sur des cycles courts depuis la fin des années 1990. En revanche, on ne constate pas d'interaction stable et significative sur toute la durée de l'échantillon.

Figure 6: COHÉRENCE ET DIFFÉRENCE DE PHASE DES CYCLES RÉEL ET FINANCIER



Note: [Gauche] Cohérence Wavelet. Le cône d'influence est représenté par la région à fort contraste de couleurs. Le contour blanc représente les régions de cohérence significative à 5%. L'intervalle de cohérence va du bleu (faible cohérence) au rouge (forte cohérence). [Droite] Différence de phase. Le contour noir représente les régions de cohérence significative à 5%. L'interprétation de l'échelle de couleurs est détaillée dans le texte.

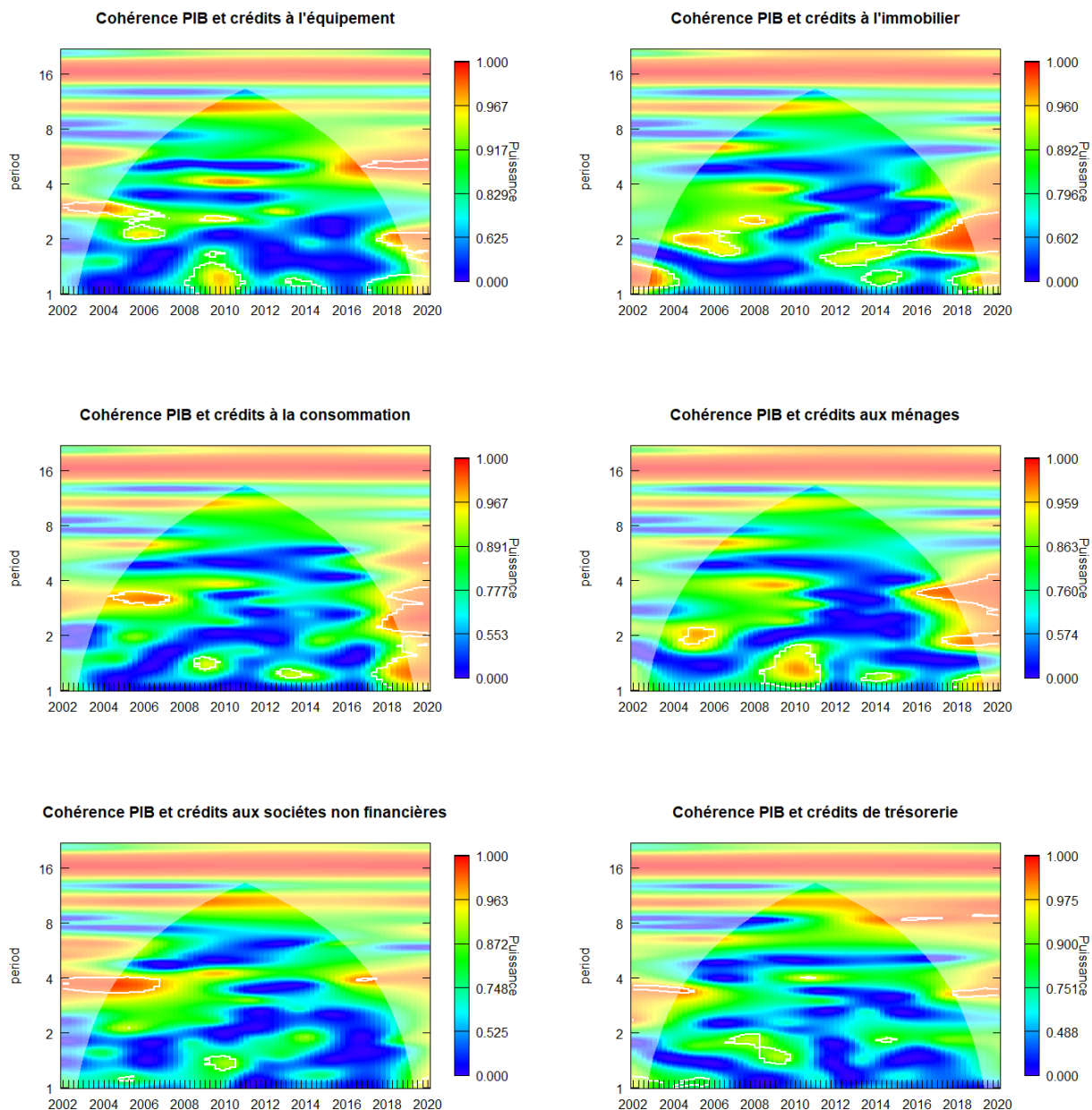
La différence de phase permet d'évaluer le décalage, c'est-à-dire le caractère avancé ou retardé, des mouvements du crédit bancaire relativement à ceux du PIB, notamment au cours des périodes de forte synchronisation identifiées par la puissance de cohérence. L'estimation de la différence de phase n'est pas robuste lorsque la cohérence est faible. Pour cette raison, la région dans laquelle la puissance de cohérence est significative est aussi indiquée, dans le graphique de droite, par les contours noirs. La différence de phase peut être interprétée à l'aide de la table 1. Une différence de phase entre $-\frac{\pi}{2}$ et $\frac{\pi}{2}$ signifie que les séries sont en phase (Aguiar-Conraria et Soares (2011)). Entre 0 et $\frac{\pi}{2}$, le PIB devance le crédit. Entre $-\frac{\pi}{2}$ et 0, le crédit devance le PIB. Une différence de phase entre $\frac{\pi}{2}$ et π ou $-\frac{\pi}{2}$ et $-\pi$ indique que les séries sont en antiphase : Lorsque le PIB augmente (diminue), le crédit bancaire diminue (augmente). Entre $\pi/2$ et π ce mouvement asymétrique est initié par le crédit bancaire. Entre $-\pi/2$ et $-\pi$ ce mouvement est initié par le PIB.

Au cours des années 1970-1980, dans les régions d'interaction significative, les mouvements du PIB devancent ceux du crédit bancaire. A la fin des années 1990 ainsi qu'au milieu des années 2010, l'interaction est menée par le crédit bancaire, reflétant le développement du marché du crédit au Maroc au cours de cette période. Le caractère temporaire de ces interactions ne permet cependant pas de conclure à une interaction stable entre ces deux variables.

La cohérence des composantes du crédit bancaire avec le PIB (Figure 6 7) suggère l'existence d'interactions épisodiques et relativement faibles, à l'exception de l'épisode de

la crise du COVID 19.

Figure 7: COHÉRENCE ENTRE LES COMPOSANTES DU CRÉDIT BANCAIRE ET LE PIB



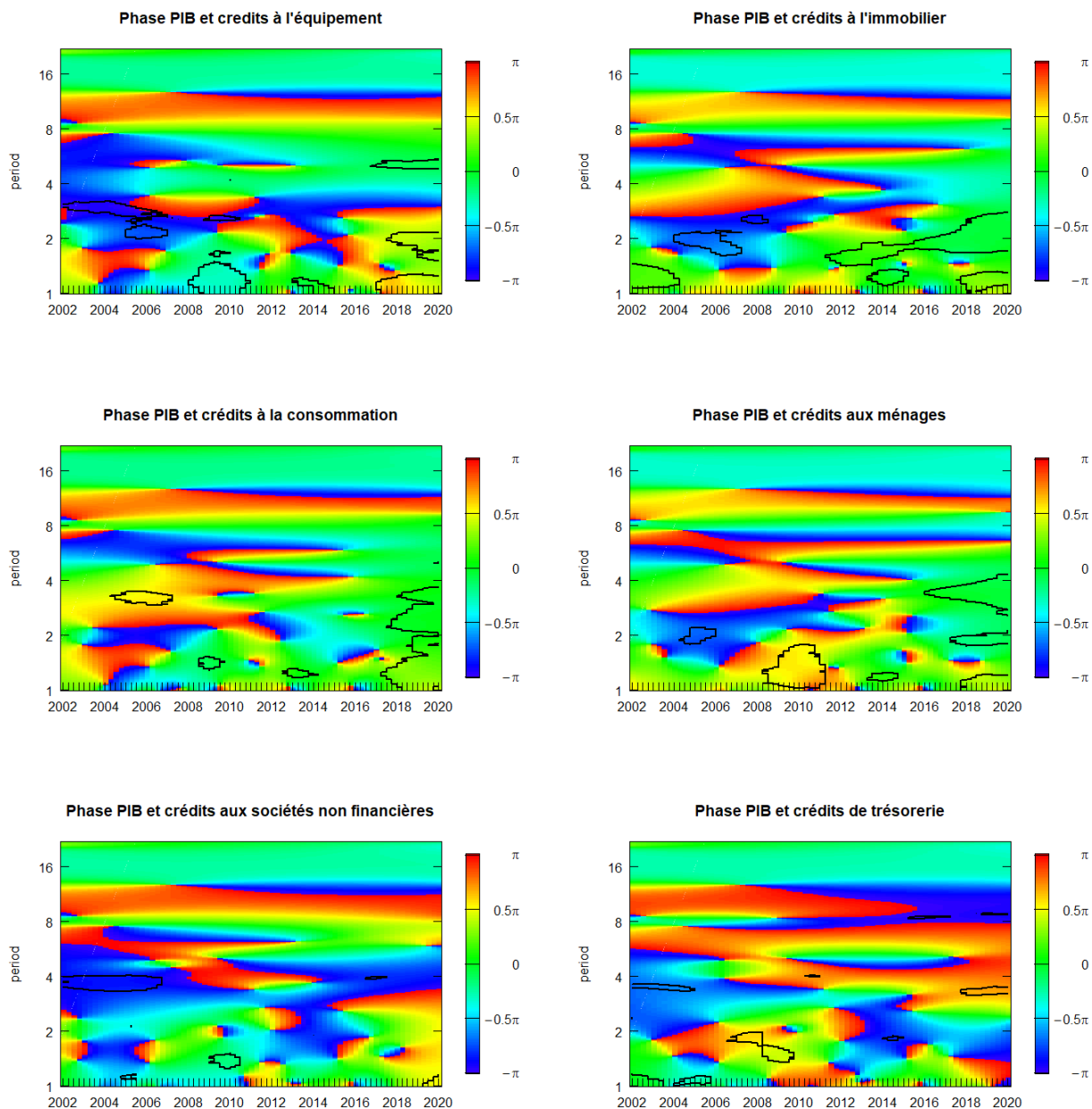
Au cours des années 2000, la différence de phase suggère que ces interactions sont généralement menées par le PIB sur des cycles courts³ (Figure 8). La seconde moitié des

³Interprétation: Dans la figure 8, L'interaction est menée par le cycle réel lorsque la différence de phase se situe entre $-\pi$ et $-\frac{\pi}{2}$ (couleur bleu foncé) et entre 0 et $\frac{\pi}{2}$ (couleur vert et jaune). L'interaction est

années 2000 constitue néanmoins une exception. En effet, les crédits à la consommation, aux ménages et à la trésorerie présentent des épisodes où l'interaction avec le PIB est menée par le crédit: Entre 2004 et 2006 pour les crédits à la consommation (cycle de 2 à 4 ans), entre 2007 et 2011 pour les crédits aux ménages (cycle de 1 à 2 ans) et entre 2006 et 2008 pour les crédits de trésorerie (cycle de 1 à 2 ans). Ce résultat suggère un impact possible de la hausse importante des crédits à la consommation, aux ménages et à la trésorerie sur le PIB au cours de cette période. Entre 2012 et 2014, l'interaction est rompue hormis pour les crédits à la consommation, aux ménages et à l'immobilier. La différence de phase indique un mouvement synchronisé mené par le PIB sur des cycles courts (1 à 2 ans), ce qui suggère que la stagnation de la croissance au cours de cet épisode a impacté ces composantes du crédit bancaire. On relève également l'existence d'une interaction forte et significative pour toutes les composantes à la fin des années 2010 à l'exception des crédits aux sociétés non financières et des crédits de trésorerie. Ces régions se situent néanmoins à l'extérieur du cône d'influence et doivent être interprétées avec précaution. L'interaction est menée par le PIB sur des cycles allant de 1 à 6 ans, reflétant l'effet négatif de la crise du COVID-19 sur le PIB et le crédit bancaire. Les crédits aux sociétés non financières et les crédits de trésorerie ont bénéficié du plan "crédit relance", ce qui peut expliquer que la cohérence Wavelet ne détecte pas d'impact négatif de la crise du COVID-19 sur ces deux composantes du crédit.

menée par le cycle financier lorsque la différence de phase se situe entre $-\frac{\pi}{2}$ et 0 (couleur bleu clair) et entre $\frac{\pi}{2}$ et π (couleur orange et rouge).

Figure 8: DIFFÉRENCE DE PHASE ENTRE LES COMPOSANTES DU CRÉDIT BANCAIRE ET LE PIB



L'analyse Wavelet menée sur les composantes du crédit bancaire confirme le caractère épisodique des interactions entre le PIB et le crédit. Les résultats indiquent une structure différente de l'interaction des composantes du crédit bancaire avec le cycle réel. Trois constatations peuvent être notées : (i) Généralement, les mouvements du PIB précèdent ceux du crédit dans les régions de cohérence significative pour toutes les composantes

du crédit bancaire. (ii) Les années 2000 constituent une exception. Dans les régions significatives, les mouvements des crédits à la consommation, aux ménages et à la trésorerie précèdent ceux du PIB, suggérant un impact possible de la hausse de ces composantes du crédit bancaire sur le PIB au cours de cette période. (iii) La crise du COVID 19 a fortement impacté toutes les composantes du crédit bancaire au travers de la baisse de la croissance économique, à l'exception des crédits de trésorerie et des crédits aux sociétés non financières qui ont bénéficié des mesures du "crédit relance".

6 Conclusion

Ce travail utilise la méthode Wavelet pour étudier les propriétés du cycle financier ainsi que ses interactions avec le cycle réel. La méthode Wavelet lève les restrictions imposées par les autres méthodes fréquentielles sur la bande de fréquence supposée des cycles financiers et analyse les co-mouvements entre deux séries tout en permettant aux cycles dominants d'évoluer dans le temps. A l'instar de la littérature empirique portant sur les pays avancés et émergents, le crédit bancaire et ses composantes au Maroc possèdent des composantes cycliques importantes de moyen terme d'une durée allant de 8 à 16 ans, plus longues que celles du cycle réel. La puissance de cohérence suggère l'existence d'une interaction forte, mais à caractère épisodique, entre les cycles réel et financier. Au cours de ces épisodes d'interaction, les mouvements du PIB précèdent généralement ceux du crédit bancaire. Le milieu de la première décennie des années 2000 constitue une exception notable, avec des mouvements communs menés par le crédit bancaire et notamment les crédits aux ménages, à la consommation et à la trésorerie. Pour les crédits à l'équipement, aux sociétés non financières et à l'immobilier, les interactions, lorsqu'elles existent, sont menées par le PIB. En conséquence, les résultats indiquent une structure différente de l'interaction des composantes du crédit bancaire avec le cycle réel. L'analyse Wavelet reflète ainsi le caractère dynamique et hétérogène de l'interdépendance du cycle financier avec les principales variables macroéconomiques. Ces conclusions doivent être nuancées par le fait que la différence de phase ne doit pas être interprétée, au sens strict, comme une causalité, mais comme un décalage dans le temps.

Références

- [1] Luís Aguiar-Conraria, Nuno Azevedo, and Maria Joana Soares. Using wavelets to decompose the time–frequency effects of monetary policy. *Physica A : Statistical mechanics and its Applications*, 387(12) :2863–2878, 2008.
- [2] Luís Aguiar-Conraria and Maria Joana Soares. Oil and the macroeconomy : using wavelets to analyze old issues. *Empirical Economics*, 40(3) :645–655, 2011.
- [3] Jean Louis Arcand, Enrico Berkes, and Ugo Panizza. Too much finance ? *Journal of Economic Growth*, 20(2) :105–148, 2015.
- [4] Berrak Bahadir and Inci Gumus. Credit decomposition and business cycles in emerging market economies. *Journal of International Economics*, 103 :250–262, 2016.
- [5] Berrak Bahadir and Neven Valev. Institutions, household credit composition, and the business cycle. *Economic Inquiry*, 58(3) :1401–1413, 2020.
- [6] Thorsten Beck. The role of finance in economic development–benefits, risks, and politics. *Oxford Handbook of Capitalism*, pages 161–203, 2012.
- [7] Thorsten Beck and Ross Levine. Stock markets, banks, and growth : Panel evidence. *Journal of Banking & Finance*, 28(3) :423–442, 2004.
- [8] Claudio Borio, Piti Disyatat, and Mikael Juselius. Rethinking potential output : Embedding information about the financial cycle. *Oxford Economic Papers*, 69(3) :655–677, 2017.
- [9] Jörg Breitung and Sandra Eickmeier. Analyzing business and financial cycles using multi-level factor models. 2014.
- [10] Eugenio Cerutti, Stijn Claessens, and Luc Laeven. The use and effectiveness of macroprudential policies : New evidence. *Journal of Financial Stability*, 28 :203–224, 2017.
- [11] Stijn Claessens, M Ayhan Kose, and Marco E Terrones. Financial cycles : what ? how ? when ? In *NBER International Seminar on Macroeconomics*, volume 7, pages 303–344. University of Chicago Press Chicago, IL, 2011.
- [12] Stijn Claessens, M Ayhan Kose, and Marco E Terrones. How do business and financial cycles interact ? *Journal of International economics*, 87(1) :178–190, 2012.

- [13] Patrick M Crowley, Douglas Maraun, and David Mayes. *How hard is the euro area core? An evaluation of growth cycles using wavelet analysis*. Number 18/2006. Bank of Finland Research Discussion Papers, 2006.
- [14] Patrick M Crowley and David G Mayes. Differences in the euro area : a wavelet approach. 2005.
- [15] Mathias Drehmann, Claudio EV Borio, and Kostas Tsatsaronis. Characterising the financial cycle : don't lose sight of the medium term ! 2012.
- [16] Gabriele Galati, Irma Hindrayanto, Siem Jan Koopman, and Marente Vlekke. Measuring financial cycles in a model-based analysis : Empirical evidence for the united states and the euro area. *Economics Letters*, 145 :83–87, 2016.
- [17] Ms Mercedes Garcia-Escribano and Mr Fei Han. *Credit expansion in emerging markets : propeller of growth ?* International Monetary Fund, 2015.
- [18] Mark Gertler and Ben Bernanke. Agency costs, net worth and business fluctuations. In *Business cycle theory*. Edward Elgar Publishing Ltd., 1989.
- [19] Alexander Grossmann and Jean Morlet. Decomposition of hardy functions into square integrable wavelets of constant shape. *SIAM journal on mathematical analysis*, 15(4) :723–736, 1984.
- [20] Markus Haavio. Financial cycles and business cycles : some stylized facts. 2012.
- [21] Ann E Harrison and Margaret S McMillan. Does direct foreign investment affect domestic credit constraints ? *Journal of international economics*, 61(1) :73–100, 2003.
- [22] Paul Hiebert, Ivan Jaccard, and Yves Schüler. Contrasting financial and business cycles : Stylized facts and candidate explanations. *Journal of Financial Stability*, 38 :72–80, 2018.
- [23] Paul Hiebert, Benjamin Klaus, Tuomas A Peltonen, Yves S Schüler, Peter Welz, et al. Capturing the financial cycle in euro area countries. *Financial Stability Review*, 2, 2014.
- [24] Özcan Karahan, Metehan Yılgör, and Hakan Öndes. The effect of bank credit on the current account balance in turkey. *European Financial Systems 2018*, page 243, 2018.
- [25] Nobuhiro Kiyotaki and John Moore. Credit cycles. *Journal of political economy*, 105(2) :211–248, 1997.

- [26] Siong Hook Law and Nirvikar Singh. Does too much finance harm economic growth ? *Journal of Banking & Finance*, 41 :36–44, 2014.
- [27] Sok Heng Lay. Bank credit and economic growth : Short-run evidence from a dynamic threshold panel model. *Economics Letters*, 192 :109231, 2020.
- [28] Ross Levine. Finance and growth : theory and evidence. *Handbook of economic growth*, 1 :865–934,2005.
- [29] Kul B Luintel and Mosahid Khan. A quantitative reassessment of the finance– growth nexus: evidence from a multivariate var. *Journal of development economics*, 60(2) :381–405, 1999.
- [30] Barbara Meller and Norbert Metiu. The synchronization of credit cycles. *Journal of Banking & Finance*, 82 :98–111, 2017.
- [31] Silvia Miranda-Agrippino, H elene Rey, et al. *World asset markets and the global financial cycle*. National Bureau of Economic Research Cambridge, MA, 2015.
- [32] James B Ramsey. The contribution of wavelets to the analysis of economic and financial data. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 357(1760) :2593–2606, 1999.
- [33] James B Ramsey. Wavelets in economics and finance: Past and future. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 6(3), 2002.
- [34] Ulrike Rondorf. Are bank loans important for output growth? : A panel analysis of the euro area. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 22(1) :103–119, 2012.
- [35] Gerhard R unstler and Marente Vlekke. Business, housing, and credit cycles. *Journal of Applied Econometrics*, 33(2) :212–226, 2018.
- [36] Michael Scharnagl. *Wavelet analysis of loans in germany*. Deutsche Bundesbank. Frankfurt/Main,Germany, 2011.
- [37] Yves Stephan Sch uler, Paul Hiebert, and Tuomas A Peltonen. *Characterising the financial cycle: amultivariate and time-varying approach*. 2015.
- [38] Mikhail Stolbov. Causality between credit depth and economic growth: evidence from 24 oecd countries. *Empirical Economics*, 53(2) : 493–524, 2017.

[39] Till Strohsal, Christian Proaño Acosta, and Jürgen Wolters. How do financial cycles interact? evidence from the us and the uk. Technical report, SFB 649 Discussion Paper, 2015.

[40] Fabio Verona. Time-frequency characterization of the us financial cycle. *Economics Letters*, 144 :75-79, 2016.

[41] Ville Voutilainen. Wavelet decomposition of the financial cycle: An early warning system for financialtsunamis. *Bank of Finland Research Discussion Paper*, (11), 2017.