

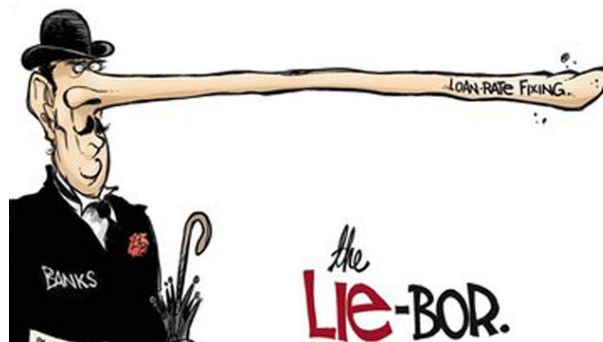
---

# Discussion sur le comportement du Libor durant la crise financière

---

Aschkan MERY & Matthieu SIMEONI

**Résumé :** Dans ce papier, nous nous intéressons aux valeurs du LIBOR pendant la crise financière de 2007. Suivant les observations passées et la logique économique, nous établissons un modèle linéaire qui explique ce taux à partir de celui des *treasury bills* américains, pour la période janvier 2000 - août 2007. Nous contruisons alors des intervalles de confiance pour les valeurs du LIBOR de 2000 à nos jours et observons les écarts du taux observé par rapport aux bornes prédites. Les résultats sont nets. Les valeurs du LIBOR ne sortent de leur intervalle de confiance qu'entre le 15 juin 2007 et le 1 Juin 2009, soit pendant la crise. Nous observons néanmoins une autocorrélation dans les résidus, que nous supprimons en fittant un modèle ARMA(1,1).



7 juin 2013

# 1 Introduction

## 1.1 Contexte Economique

Le 15 septembre 2008, Lehman Brothers -banque d'investissement new yorkaise au chiffre d'affaire de 46,7 milliards de dollars- faisait faillite. Alors que les marchés s'affolaient, son cours chuta de 85\$ (février 2007) à 0.13\$ (septembre 2008) par part. De nombreuses banques de Wall Street réalisèrent alors que l'Etat ne sauverait pas inconditionnellement les grandes institutions financières, quelle que soit leur importance. Le marché interbancaire s'en vit profondément perturbé et les *treasury bills* américains devinrent les seuls investissements "surs". Dans la panique, de nombreuses banques cherchèrent à cacher leur insolvabilité et leur forte dépendance aux actifs toxiques que représentaient les subprimes. C'est alors qu'elles se mirent à manipuler (de manière plus évidente qu'auparavant) le taux de prêt interbancaire (offert) qu'elles déclarent tous les matins : le LIBOR. Ce n'est qu'après la crise à proprement parler que ces manipulations furent révélées au grand jour. A travers notamment un article du *Financial Times* publié le 27 juillet 2012 et dans lequel un ancien trader de Wall Street révéla que les manipulations des taux étaient monnaie courante dans le milieu bancaire. Les multiples divulgations qui ont suivi furent à l'origine du *LIBOR scandal* qui aboutit à la condamnation de nombreuses banques dont, par exemple, *UBS* et *Barclays* (cf. [7] et [8]).

## 1.2 Présentation du Problème

Notre étude est motivée par le fait que, malgré l'ampleur du phénomène, nous n'ayons pas trouvé de papier scientifique rendu public et faisant état de cette manipulation. Tout au plus, nous avons accès à des courbes économiques descriptives qui ne présentent pas de résultats *quantitatifs*. Le but de notre papier est donc de proposer une (première) approche rigoureuse du problème. Utilisant un modèle statistique simple, nous cherchons à montrer que si le LIBOR est en général très corrélé au taux des *treasury bills* américains, cette relation n'a plus été vérifiée durant la dernière crise financière, révélant l'intervention d'un choc externe au marché. Pour ce faire, nous tentons d'expliquer statistiquement les valeurs du LIBOR à partir de celles du taux des *treasury bills* pour la période 2000-2007, qui précède la crise. Grâce à un modèle linéaire nous pouvons ensuite prédire les valeurs du taux interbancaire pour le reste de la période (2007-2013) en utilisant les données que nous avons sur les *treasury bills*. Nous construisons alors un intervalle de confiance large (à 99 %) pour les valeurs du LIBOR sur l'ensemble de la période 2000-2013. Nous nous intéressons alors aux zones où les valeurs observées s'écartent significativement de cette intervalle.



## 2 Présentation des Données

Le LIBOR (London Inter Banking Offered Rate) est un taux interbancaire indicatif calculé tous les matins sur la base de chiffres donnés par les banques représentatives

du marché. Bien qu'il soit originellement basé à Londres, il en existe une version américaine très largement utilisée. C'est cette version qui nous intéresse dans ce papier<sup>1</sup>. Brièvement, un groupe restreint de banques déclarent, chaque jour, le taux qu'elles appliqueraient à leurs collègues si elles étaient amenées à leur prêter de l'argent. Les différents taux ainsi obtenus sont compilés (en ignorant les valeurs extrêmes) et publiés sous le nom de LIBOR. Ce taux sert de référence pour de nombreux produits financiers mais il est aussi un indicateur du niveau de confiance sur le marché (cf. [6]). Parmi les taux qui lui sont très corrélés, on trouve ceux des *treasury bills* américains. Les *treasury bills*, ou billets de trésorerie, sont des titres de créance à court terme délivrés par le gouvernement des Etats-Unis et réputés comme étant des valeurs refuges. Le fait que leur maturité soit courte et qu'ils soient cotés les rend très sensible à l'état du marché et à ses fluctuations. D'ailleurs, l'expérience montre que les taux du LIBOR et des *treasury bills* se suivent de très près, ce qui justifie notre approche.

Les données avec lesquelles nous travaillons ont été acquises sur la base *Datstream*<sup>2</sup>, accessible depuis le **Centre de Documentation et d'Initiation Financière (CEDIF)** de l'Université de Lausanne. Que ce soit pour le LIBOR ou les *treasury bills*, il s'agit dans les deux cas d'un tableau de 3491 lignes et deux colonnes dont l'une contient les dates (du 3 janvier 2000 au 20 mai 2013, jour par jour) et l'autre les valeurs du taux. Les dates que nous avons choisies sont motivées par la conjoncture économique. D'une part, nous voulions capturer l'ensemble de la période "post Dot-com Bubble"(2000-2001) qui se caractérise par une forte stabilité dans la croissance et qui, nous l'espérons, n'a pas été affectée de chocs exogènes. D'autre part, le phénomène observé étant récent, il est naturel de choisir les données les plus rapprochées dans le temps (mai 2013). Enfin, la période de rupture choisie (fin Août 2007) a elle aussi été dictée par l'économie et nous verrons que graphiquement, elle correspond à la zone d'interruption brutale de croissance des taux (du LIBOR et des *treasury bills*). Nous présentons dans le tableau 1 un extrait des données.

Date	T-BILLS	US LIBOR
12/6/2004	2.17	2.44
12/7/2004	2.22	2.44
12/8/2004	2.21	2.45
12/9/2004	2.20	2.46
12/10/2004	2.20	2.47

FIGURE 1: Extrait des données

La figure 2 donne un aperçu graphique des données. Nous avons également inséré l'index du DOWJONES afin que le lecteur puisse évaluer la conjoncture économique et son effet sur les taux. Nous observons immédiatement la similarité entre les courbes. Celle-ci est confirmée par la figure 3 qui révèle une forte dépendance linéaire entre le LIBOR et les *treasury bills*. Dans le cadre d'une régression simple, les données ne semblent nécessiter aucune transformation particulière. Afin de confirmer la similitude entre les deux taux observés, nous traçons leur différence sur l'ensemble de la période

1. Il faut aussi distinguer les termes des prêts considérés (overnight, 1 month, 3 months etc.) mais nous ne considérons que le LIBOR à trois mois car c'est le seul qui est sérieusement suivi. Il en va de même pour les *treasury bills* américains que nous considérons plus tard.

2. Code BBUSD3M(IO) pour le LIBOR et FRTBS3M(IR) pour les *treasury bills*.

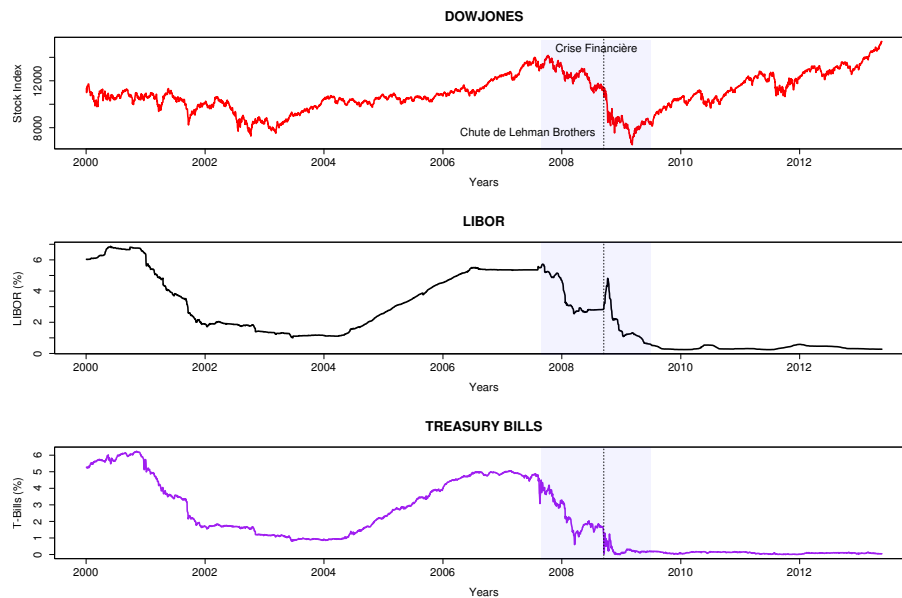


FIGURE 2: Comparaison des taux du LIBOR et des treasury bills américains entre 2000 et 2013 jour par jour

(2000-2013)<sup>3</sup>. Nous voyons qu'en général, les valeurs obtenues dans la première phase sont faibles (inférieure à 1 point) et la variance est réduite : 0,23 entre le 3 janvier 2000 et le 29 août 2007. Cependant, l'arrivée de la crise à la rentrée 2007 provoque une augmentation de la volatilité et la variance passe instantanément à 0,68 pour la période située entre le 29 août 2007 et 30 juin 2009. Finalement la zone de redressement qui suit la crise présente une courbe plate dont la variance est quasi nulle : 0,11.

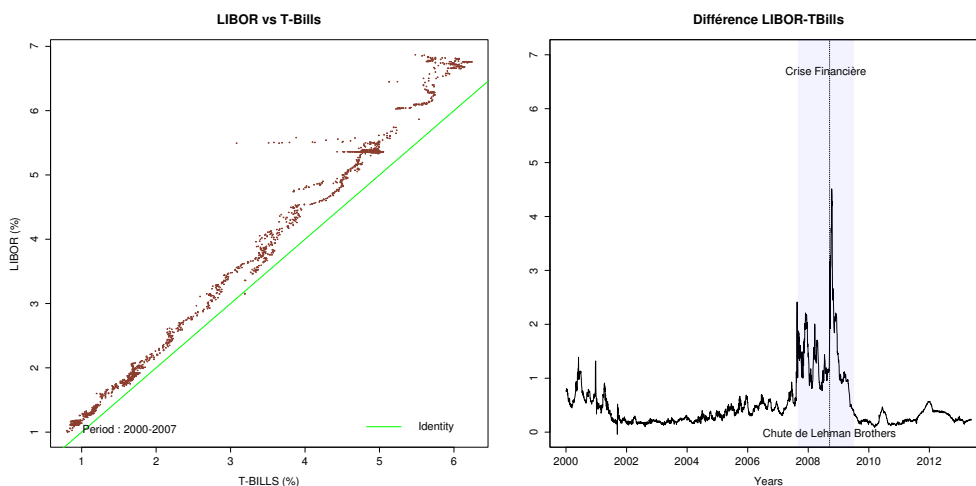


FIGURE 3: Ces graphes présentent la dépendance linéaire (à gauche) et la différence (à droite) entre le taux du LIBOR et des treasury bills.

3. L'indicateur ainsi obtenu est aussi appelé "TED spread"

### 3 Méthodologie

Forts des considérations économiques des précédentes sections, nous avons fait le choix dans cette étude d'expliquer le LIBOR au travers des *treasury bills* au moyen de la régression linéaire :

$$L_t = \beta_1 + \beta_2 TB_t + \epsilon_t, \quad \epsilon_t \stackrel{i.i.d}{\sim} \mathcal{N}(0, \sigma^2), \quad (1)$$

avec  $L_t$  et  $TB_t$  les valeurs du LIBOR et des *treasury bills* au temps  $t$ .

Nous avons effectué cette régression et estimé les coefficients sur la période pré-crise s'étendant du 3 janvier 2000 au 29 août 2008, à l'aube de la crise financière. Nous avons ensuite exploité ce modèle pour prédire le comportement théorique du LIBOR durant la crise, en se basant sur les valeurs observées des *treasury bills* du 29 août 2008 au 20 mai 2013. Sous l'hypothèse de normalité et d'indépendance des résidus, nous avons tracé les intervalles de prédictions à 99% associés. Enfin, nous avons comparé les vraies valeurs du LIBOR aux valeurs prédites : toute sortie du LIBOR des intervalles de prédiction est alors interprétée comme un comportement suspect de ce dernier vis à vis du *treasury bills*, pouvant laisser penser à une manipulation de ce dernier dans certains cas.

Malgré l'élégante simplicité de cette approche, celle-ci exige une hypothèse forte sur nos résidus, à savoir l'indépendance et la normalité de ces derniers. Or, la structure de série temporelle sous-jacente de nos données invalide cette hypothèse, et nous verrons que les résidus sont en réalité auto-corrélés. Pour décrire cette corrélation, nous proposons de modéliser les résidus par un modèle  $ARMA(1, 1)$ , ce qui nous conduit à considérer le modèle suivant :

$$\pi(B)L_t = \tilde{\beta}_1 + \tilde{\beta}_2 \pi(B)TB_t + \tilde{\beta}_3 \pi(B)\cos(\omega_1 t) + \tilde{\beta}_4 \pi(B)\sin(\omega_1 t) + w_t, \quad w_t \stackrel{i.i.d}{\sim} \mathcal{N}(0, \sigma^2), \quad (2)$$

où  $\pi(B) = \frac{\phi(B)}{\theta(B)}$ , avec  $\phi(B)\epsilon_t = \theta(B)w_t$ ,  $w_t$  du bruit blanc et  $B$  l'opérateur *backshift*.

Pour notre étude, nous avons majoritairement utilisé les packages `zoo`, `astsa` et `tseries` du logiciel R.



## 4 Analyse

### 4.1 Modèle de régression linéaire simple

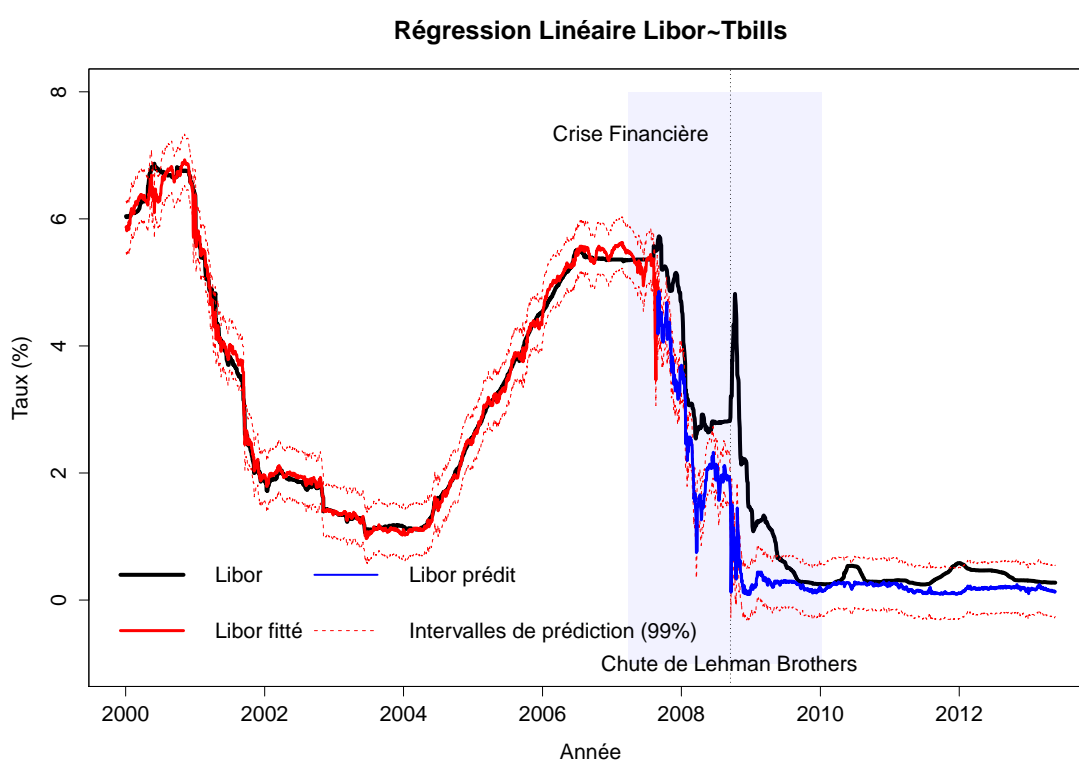
Nous débutons notre analyse en effectuant la régression (1) sur la période pré-crise janvier 2000 août 2008. Les résultats de la régression sont résumés dans la table 1.

	Estimation	Erreur standard	t-valeur	Pr(> t )
$\beta_1$	0.09	0.007	12.39	0.000
$\beta_2$	1.10	0.002	546.6	0.000

TABLE 1: Estimation de paramètres du modèle et tests de significativité.

On constate que les paramètres du modèle sont fortement significatifs : les  $p$ -valeurs associées à la statistique de student construite sous l'hypothèse  $H_0 : \beta_i = 0, i = 1, 2$  sont très faibles ( $< 2 \times 10^{-16}$ ) ce qui nous permet de rejeter l'hypothèse  $H_0$  pour presque tout seuil raisonnablement choisis. Enfin, la régression semble dans son ensemble très bonne : les erreurs standards sont faibles et le coefficient de détermination  $R^2 = 0.993$  implique une très bonne prédiction des valeurs observées  $L_t$  par nos valeurs théoriques<sup>4</sup>  $\hat{L}_t$ .

Ces résultats semblent conforter notre analyse économique, et nous utilisons les résultats de notre régression afin de prédire le LIBOR sur la période du 29 août 2008 au 20 mai 2013. La figure 4 récapitule notre analyse jusqu'à ce point en présentant les résultats de la régression et de la prédiction du LIBOR par le *treasury bills*.



**FIGURE 4:** Résultats de la régression linéaire (1) (en rouge), prédiction du LIBOR (en bleu) et intervalles de prédiction associés (99%). Nous avons ajouté au graphique quelques repères historiques pour donner quelques pistes de réflexion au lecteur : la période de crise financière avérée est repérée par un fond bleu pâle et la chute de Lehman Brothers est indiquée par la ligne verticale en trait-tille.

La figure ci-dessus semble très prometteuse dans le cadre de notre étude, et semble souligner un comportement étrange du LIBOR dans la période de crise sous fond bleu. Néanmoins, avant de pouvoir interpréter quoi que ce soit de cette prédiction, nous devons vérifier que les hypothèses utilisées pour construire nos intervalles de confiance tiennent, à savoir l'indépendance et la normalité des résidus  $e_t = L_t - \hat{L}_t$  (cf. p.371, chap. 8 de [1]).

4. fournies par le modèle

## 4.2 Analyse des résidus

L'analyse des résidus semble invalider totalement les hypothèses sur lesquelles nous avons construit notre modèle de prédiction. Le tracé du Q-Q plot normal des résidus standardisés (cf fig. 5), révèle une distribution très éloignée de la loi normale, avec des queues de distribution dites *lourdes* (beaucoup plus d'observations extrêmes).

L'apparente stationnarité des résidus (cf fig. 5 : exceptés quelques valeurs extrêmes, la série temporelle semble raisonnablement stationnaire) nous permet d'analyser leur structure dite d'*auto-corrélation* au travers des tracés des ACF et PACF de ces derniers.

La décroissance exponentielle de l'ACF et la coupure nette au lag  $h = 1$  dans le PACF semble suggérer une structure proche d'un modèle *autoregressif*  $AR(1)$ . La fonction `arma` de R, appliquée aux résidus sans préciser d'argument sur l'ordre du modèle semble valider cette analyse, tout en proposant néanmoins d'ajouter au modèle une composante dite de *moving average*  $MA(1)$ . Si une telle composante n'est pas aisément identifiable sur les ACF et PACF, elle ajoute néanmoins une amélioration non négligeable du modèle selon le critère  $AIC$ , comme en atteste la table 2. Cependant, il est bien connu que le critère d'Akaike  $AIC$  a tendance à favoriser les modèles trop compliqués (cf. [3] slide 4). Pour ne pas surcharger notre modèle de paramètres inutiles (critère de parcimonie), il est donc préférable de se référer à une version modifiée du critère d'Akaike,  $AIC_c = AIC + (2p(p+1))/(n-p-1)$ , avec  $p$  le nombre de paramètres et  $n$  le nombre d'observations, qui corrige quelque peu cette tendance. Cependant,

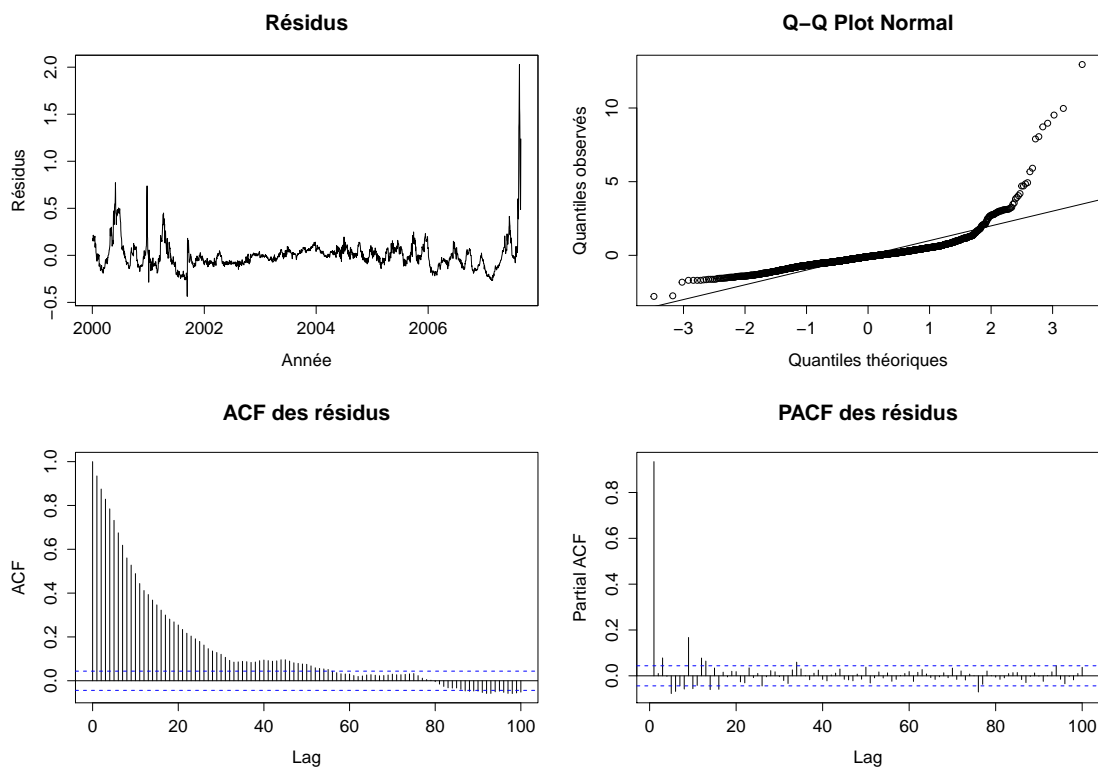


FIGURE 5: Tracé des résidus et analyse de la distribution et de la structure de corrélation de ces derniers, au travers d'un Q-Q plot normal et de l'ACF et du PACF des résidus.

	$AIC$	$AIC_c$
$AR(1)$	-6378.28	-6378.27
$ARMA(1, 1)$	-6396.95	-6396.94

**TABLE 2:** Critères  $AIC$  et  $AIC_c$  pour choisir les paramètres du modèle. On constate que l'ajout d'une composante  $MA(1)$  au modèle diminue de manière significative la valeur des  $AIC$  et  $AIC_c$ , indiquant une amélioration du modèle.

comme en atteste la table 2, même selon ce critère le modèle est amélioré significativement lorsqu'on ajoute la composante  $MA(1)$  au modèle.

Cette analyse nous suggère donc de modéliser les résidus par un modèle  $ARMA(1, 1)$ , afin de décrire au mieux la structure d'auto-corrélation précédemment détectée. On cherche donc  $\phi(B)$  et  $\theta(B)$  deux opérateurs linéaires tels que :

$$\phi(B)e_t = \delta + \theta(B)w_t, \quad (3)$$

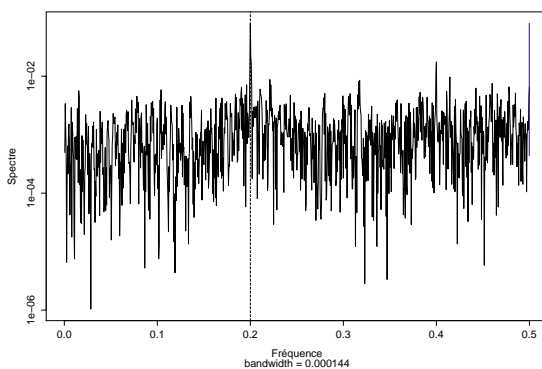
avec  $\phi(B) = 1 - \phi_1 B$ ,  $\theta(B) = 1 + \theta_1 B$  et  $\delta$  un *drift* éventuel. Une estimation des coefficients  $\phi_1$  et  $\theta_1$  et  $\delta$  nous est fournie dans la table 3.

	Estimation	Erreur standard	t-valeur	$\Pr(> t )$
$\phi_1$	0.96	0.01	118.06	0.00
$\theta_1$	0.10	0.02	4.25	0.00
$\delta$	0.00	0.00	0.44	0.66

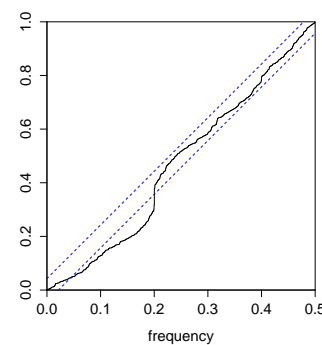
**TABLE 3:** Estimation des paramètres du modèle (3) et test de significativité associés.

On constate que l'on ne peut pas rejeter l'hypothèse  $H_0 : \delta = 0$  pour un seuil  $\alpha = 0.05$ , on choisira donc pour la suite  $\delta = 0$ .

Si le modèle (3) explique parfaitement la structure d'auto-corrélation des résidus du modèle linéaire  $e_t$ , nous aimerions que les résidus du modèle (3)  $w_t$  soient du bruit blanc. La figure 6 présente les dits *raw periodogram* et *cumulative periodogram*. Le test graphique du *cumulative periodogram* ne donne pas de résultats très concluants, et il



(a) Raw periodogram



(b) Cumulative periodogram

**FIGURE 6:** Tests graphiques pour vérifier que les résidus  $w_t$  du modèle (3) sont du bruit blanc.



difficile de savoir si la sortie de l'intervalle de confiance que l'on observe est significative ou non. Nous avons donc de plus pratiqué le test de Box-Pierce, qui ne rejette pas l'hypothèse de bruit blanc.

Cependant, en observant le spectre de ces résidus, on constate que la fréquence  $\omega_1 = 0.2$  est d'une intensité supérieure<sup>5</sup> aux autres fréquences. Cela correspond à une fréquence d'environ 1 semaine, ce qui est très intéressant d'un point de vue interprétatif : le taux du LIBOR étant soumis au rythme de la semaine (celui-ci n'est pas calculé pendant les weekends), il est possible qu'une certaine périodicité hebdomadaire se dégage, ainsi que nous l'observons.

Ainsi, nous avons choisi de tenir compte de cette apparente périodicité dans le modèle présenté dans la section suivante, en ajoutant pour variables explicatives  $\cos(\omega_1 t)$  et  $\sin(\omega_1 t)$ .

### 4.3 Régression linéaire avec des erreurs auto-corrélées.

L'étude des résidus de la section précédente nous a permis de montrer que les résidus, et donc les erreurs  $\epsilon_t$ , suivent un modèle  $ARMA(1, 1)$  :

$$\phi(B)\epsilon_t = \theta(B)w_t,$$

avec  $w_t$  du bruit blanc. L'estimation du coefficient de  $\theta(B)$  fournie dans la table 3 nous révèle que le polynôme  $\theta(B)$  ne s'annule pas sur le cercle unité, assurant donc l'invisibilité du modèle. Il existe donc un opérateur linéaire  $\pi(B) = \phi(B)/\theta(B)$ , tel que :

$$\pi(B)\epsilon_t = w_t.$$

Le calcul de  $\pi(B)$  s'effectue (cf. p.95, chap. 3 de [2]) en trouvant les coefficients  $\pi_j$  tels que :

$$1 - \hat{\phi}_1 B = \left( \sum_{j=0}^{\infty} \pi_j B^j \right) (1 + \hat{\theta}_1 B).$$

Nous constatons que la transformation linéaire exercée par l'opérateur  $\pi(B)$  a pour effet de rendre indépendantes les erreurs entre elles (cf. p.293, chap. 5 de [2]), supprimant ainsi la structure d'auto-corrélation de ces dernières. Cela nous conduit à investiguer le modèle suivant :

$$\pi(B)L_t = \tilde{\beta}_1 + \tilde{\beta}_2 \pi(B)TB_t + \tilde{\beta}_3 \pi(B)\cos(\omega_1 t) + \tilde{\beta}_4 \pi(B)\sin(\omega_1 t) + w_t, \quad w_t \stackrel{i.i.d}{\sim} \mathcal{N}(0, \sigma^2), \quad (4)$$

Les estimations des paramètres de cette régression ainsi que les résultats des tests de significativité de ces derniers sont récapitulés dans la table 4. On constate que tous les paramètres du modèle sont significatifs, exceptés le paramètre  $\tilde{\beta}_1$  et  $\tilde{\beta}_4$ , qui sont rejetés avec un seuil de  $\alpha = 0.05$ . On constate que le paramètre  $\tilde{\beta}_3$ , qui correspond à la variable explicative  $\pi(B)\cos(\omega_1 t)$ , est significatif, ce qui conforte notre analyse précédente d'une certaine périodicité hebdomadaire du LIBOR.

5. pas suffisamment supérieure cependant pour invalider l'hypothèse d'un bruit blanc

	Estimation	Erreur standard	Pr(> t )
$\tilde{\beta}_1$	3.11	2.95	0.29
$\tilde{\beta}_2$	0.144	0.001	0.00
$\tilde{\beta}_3$	0.003	0.001	0.00
$\tilde{\beta}_4$	0.001	0.017	0.08

TABLE 4: Résultats de la régression linéaire (4).

Intéressons nous maintenant aux résidus de cette régression pour voir si les hypothèses de normalité et d'indépendance sont cette fois vérifiées. On constate une nette amélioration dans les diagnostics des résidus (cf. fig. 7). Les periodogram et les cumulative periodogram appuient l'hypothèse d'indépendance des erreurs. Celle-ci est confirmée par le test de Box-Pierce, qui ne rejette pas l'hypothèse que les résidus soient du bruit blanc. Cependant la non normalité des résidus semble toujours claire, comme l'illustrent les Q-Q plot et la distribution empirique de ces derniers (cf. fig. 7). Ceci peut se révéler problématique lors de la construction d'intervalles de prédiction et nécessiterait l'utilisation de méthodes robustes plus adaptées (bootstrap ou encore [5] et [4]). Ce problème reste donc ouvert et nous renvoyons à la discussion pour de plus amples considérations.

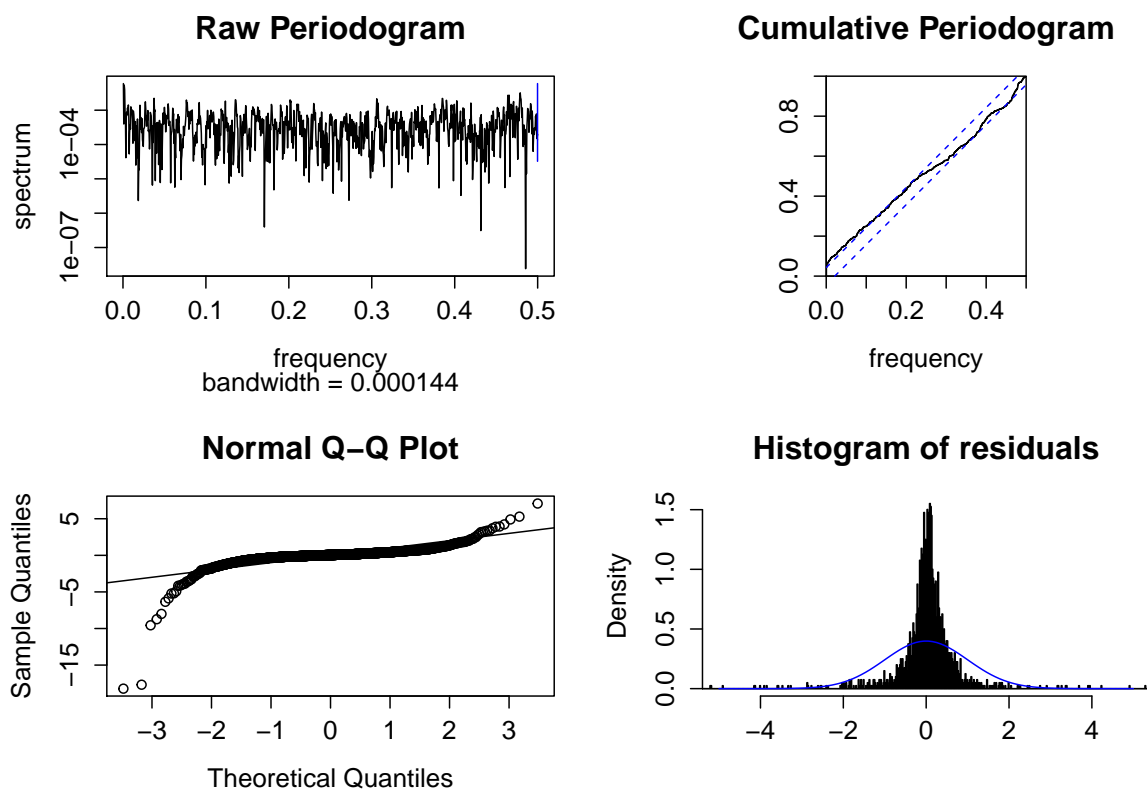


FIGURE 7: Diagnostics des résidus pour l'indépendance et la normalité.

## 5 Discussion

La régression simple qui sert de base à notre étude présente, dans l'ensemble, de bons résultats. Les valeurs fittées du modèle sont très proches du LIBOR observé et les prédictions sont bonnes, mise à part pour la période de crise où bien sûr nous observons de fortes perturbations. La construction d'un intervalle de confiance sur l'ensemble de la période nous a permis de poser un regard objectif sur les valeurs du taux interbancaire. Afin de ne pas se soucier des faibles écarts, nous avons opté pour un intervalle large (à 99%) qui ne laisse échapper que les événements exceptionnels. Et nos observations semblent confirmer nos attentes puisque la courbe du LIBOR sort de l'intervalle entre le 15 juin 2007 et le 1 Juin 2009, dates approximatives d'encadrement de la crise (voir figure 8). Nous pouvons donc affirmer avoir observé une anomalie économique grave qui pourrait éventuellement être la conséquence de manipulations bancaires.

Cependant, il nous semble important de souligner un point. Lors du diagnostic de notre régression, nous sommes arrivés à la conclusion que nos résidus suivaient un modèle de type  $ARMA(1, 1)$ , et donc qu'ils étaient corrélés. Ceci invalide l'hypothèse de notre construction, à savoir que les erreurs sont indépendantes. De plus, elles semblent même pas être normalement distribuées. Dans ce cadre, il peut sembler fort difficile d'estimer la validité des valeurs fittées ou des intervalles de confiance. Mais il ne s'agit que d'un problème de surface. En effet, les valeurs fittées sont calculées en résolvant un problème d'optimisation non linéaire (méthode des moindres carrés) qui n'inclut pas même une seule hypothèse sur l'erreur. Elles ne sont donc aucunement affectées par l'observation que nous venons de faire. D'autre part, la corrélation de nos résidus n'est pas nécessairement un point négatif puisque lors de la construction ponctuelle d'intervalles de confiance, elle peut assurer une plus grande stabilité des bornes. C'est ce que nous voudrions montrer dans un travail futur. Nous nous attendrions à un intervalle plus large et dont les extrémités seraient plus ou moins lisses. Dans tous les cas, il semble fort peu probable que cette intervalle, prenant en compte la corrélation des erreurs, contienne les pics observés durant la crise. Ceux-ci sont le reflet d'un trouble profond des marchés. Trouble qu'il est important de placer dans un contexte : bien nous sachions aujourd'hui que le LIBOR a été manipulé, il serait déraisonnable d'interpréter nos graphiques qu'à partir de cet événement. En effet, le ralentissement de la bourse à la fin de l'année 2007 a amené à une contraction du marché interbancaire et les volumes d'échange ont chuté. Ainsi, il nous semble nécessaire d'approfondir notre étude à l'aune de ce fait.

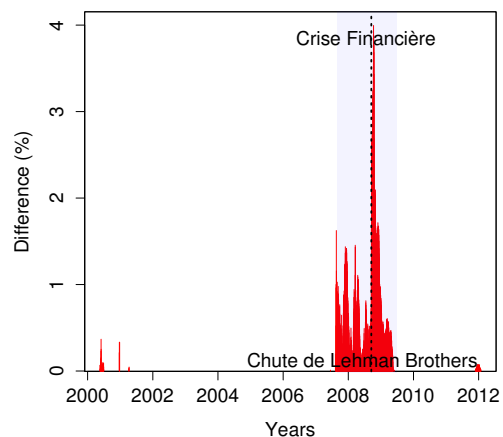


FIGURE 8: Zones de sorties de l'intervalle de confiance pour le LIBOR

## Références

- [1] A. DAVISON *Statistical Models*, Cambridge, 2003.
- [2] R. H. SHUMWAY, D. S. STOFFER *Time Series Analysis And Its Applications : With R Examples*, Springer, 3rd edition, 2011.
- [3] V. PANARETOS, *Linear Models course*, EPFL, 2012, [http://smat.epfl.ch/courses/Regression/Slides/week6\\_ht.pdf](http://smat.epfl.ch/courses/Regression/Slides/week6_ht.pdf).
- [4] C. W. J. GRANGER, P. NEWBOLD *Spurious Regression in Econometrics*, Décembre 1973. [http://wolfweb.unr.edu/~zal/STAT758/Granger\\_Newbold\\_1974.pdf](http://wolfweb.unr.edu/~zal/STAT758/Granger_Newbold_1974.pdf)
- [5] JOHN P. NOLAN & NALINI RAVISHANKER, *Simultaneous Prediction Intervals for ARMA Processes with Stable Innovations*, Journal of Forecasting, 2008.
- [6] *Libor – what is it and why does it matter ?*, BBC news Business, 18 December 2012 . <http://www.bbc.co.uk/news/business-19199683?print=true>.
- [7] FSA, *Final Notice of the FSA, to UBS AG*, Financial Services Authority, décembre 2012, <http://www.fsa.gov.uk/static/pubs/final/ubs.pdf>
- [8] FSA, *Final Notice of the FSA, to Barclays Bank Plc* , Financial Services Authority, juin 2012, <http://www.fsa.gov.uk/static/pubs/final/barclays-jun12.pdf>