**Université de Montréal**

**Atelier de Recherche en Finance Empirique - Été 2014**

**Youssef A. de Madeen (Matricule 0915035)**

**Rapport préliminaire comprenant toutes les sections et les premiers résultats d’estimation**

Introduction

La mesure de la volatilité à partir des rendements de hautes fréquences a introduit une véritable révolution par rapport aux précédentes mesures basées sur le rendement journalier. Andersen et Bollerslev (1998) a montré que lorsque l’intervalle de temps pour le calcul du rendement décroit vers une taille infinitésimale, la somme cumulée des carrés des rendements intra-journaliers converge asymptotiquement vers la variation quadratique, laquelle représente un proxy naturel pour la volatilité, en l’absence de bruits de microstructure.

Si les bruits de microstructure sont souvent inhérents aux données, le choix de la fréquence de découpage du temps ou du nombre de transactions est apparu comme déterminant pour réduire l’effet des bruits (Oomen, 2006). De l’autre côté, des mesures alternatives voulues robustes aux erreurs de mesure furent proposées, parmi lesquels l’estimateur *Realized kernel* de Barndorff‐Nielsen et al. (2008), l’estimateur *Two-scale* de Aït-Sahalia et al. (2005).

Toujours afin d’améliorer la précision des prévisions, l’intérêt s’est porté sur les discontinuités occurrentes dans le mouvement des prix. Barndorff-Nielsen et al. (2004) a tenté d’isoler l’effet de ces sauts dans l’estimateur *Realized bipower variation*. Mais cette mesure n’est pas suffisamment insensible à l’occurrence d’un saut dans 1 rendement sur 2. Barndorff-Nielsen et Shephard, 2006) proposèrent donc d’augmenter le nombre de rendements adjacents considérés dans les estimateurs *Realized* *tripower* et *Realized* *multipower*. Une proposition plus convaincante viendra de Andersen et al. (2009), qui introduit l’estimateur *Median Realized Variance*, calculé à partir de la médiane de trois rendements adjacents. Outre sa meilleure robustesse aux sauts par rapport aux précédentes propositions, cet estimateur possède également de meilleures propriétés asymptotiques.

D’un autre côté, très peu d’études avaient considérées l’importance du signe des rendements intra-journaliers et à l’effet de cette distinction sur la prévision, jusqu’à Barndorff-Nielsen et al. (2008). Ces auteurs proposèrent l’estimateur *Realized semivariance*, une décomposition de *Realized variance* en deux sous-composantes : *Positive Realized semivariance* obtenue avec les rendements intra-journaliers positifs, et *Negative Realized semivariance*, obtenue avec les rendements intra-journaliers négatifs. L’étude a notamment mis en évidence que les rendements intra-journaliers négatifs contiennent plus d’information sur la volatilité future que les rendements positifs.

De même, l’effet des sauts selon le signe n’avait pratiquement reçu aucune attention, notamment en raison du fait que seule la composante continue de *Realized variance* est apparue pertinente pour la prévision de la volatilité. Partant des estimateurs *Realized semivariance*, Patton et Sheppard (2013) est parvenu à isoler l’effet des sauts positifs et de l’effet des sauts négatifs sur la volatilité future. Il est apparu qu’un effet concret des sauts n’est observable qu’en tenant compte du signe, et que les sauts négatifs contiennent plus d’information pertinente que les sauts positifs. En plus, les auteurs se sont penchés sur l’effet de levier, justification classique de l’effet des rendements journaliers négatifs sur la volatilité future, et ont trouvé que cet effet n’est manifesté qu’à court-terme.

Dans cette étude, nous revenons sur les propositions de Barndorff-Nielsen et al. (2008) et Patton et Sheppard (2013). Notre objectif est d’évaluer l’intérêt pour la prévision de décomposer la volatilité selon le signe des rendements et le signe des sauts. L’intérêt réside dans l’approche que nous proposons : le Model Confidence Set test introduit par Hansen et al. (2011). Cette approche, basée sur un test statistique est plus robuste et rigoureuse pour évaluer les capacités de prévision de ces différents estimateurs à plus d’un titre. Contrairement aux approches classiques qui comparent des paires de modèles par rapport à des mesures statistiques souvent difficiles à démarquer (*R² de Mincer-Zarnowitz*, *Mean Absolute Error*, *Root Mean Square Error*), le Model Confidence Set test met plusieurs modèles en compétition et évalue systématiquement les performances de chacun par rapport à l’ensemble. De plus, le Model Confidence Set test permet que plus d’un seul modèle soit identifié comme le meilleur modèle de prévision. L’utilisation de ce test nous permettra de proposer une évaluation plus riche des estimateurs récemment développés dans le cadre d’une spécification de type HAR-RV de Corsi (2009). Cela nous permettra d’offrir une critique sur les conclusions de Barndorff-Nielsen et al. (2008) et Patton et Sheppard (2013) notamment en ce qui concerne la pertinence de l’effet de levier classique pour la prévision de la volatilité future.

Nous utiliserons à cette fin des données de hautes fréquences portant sur le niveau de l’indice S&P500, couvrant la période du 04 Janvier 1993 au 26 Octobre 2012. Nos données journalières sont observées entre 9h30 et 16h00 inclusivement, et ont été découpées régulièrement par intervalles de 5 minutes.

Avec ces données, nous avons mis en évidence que la prise en compte de l’effet de levier classique ne présente aucun intérêt même à court-terme. Toujours sur les conclusions de Patton et Sheppard (2013) sur la bonne volatilité et la mauvaise volatilité, nous ajouterons que la nouvelle d’une tendance générale à la baisse des prix est plus déterminante que l’information d’une tendance générale à la hausse.

Dans la première partie cette étude, nous présentons les différents estimateurs issus des décompositions de *Realized variance*. Dans la deuxième nous décrivons plus en détails les données utilisées et ensuite nous présentons la procédure de comparaison des prévisions. Dans la dernière partie nous présentons nos résultats.

1. La volatilité et ses composantes

Soit un processus de prix continu et stochastique, les rendements intra-journaliers sont donnés par :

,

*Realized variance*

Composante journalière :

Composante hebdomadaire :

Composante mensuelle :

*Median Realized variance*

L’estimateur *MedRV* de Andersen et al. (2009) est calculé à partir de la médiane des valeurs absolues de trois rendements adjacents.

*Realized semivariances*

La décomposition complète de *Realized variance* par Barndorff-Nielsen et al. (2008) permet de distinguer la volatilité due aux mouvements ascendants des prix de la volatilité due aux mouvements due aux mouvements descendants.

*Jumps variation*

Patton et Sheppard (2013) décompose la *Jump variation* selon le signe des sauts :

1. Les données

Nous avons appliqué deux filtres aux données, pour réduire les erreurs de mesures inhérentes. Pour certains jours de marchés, des données manquantes ont été interpolées, engendrant de longues séquences de rendements 5 min nuls. Nous avons supprimé les jours contenant plus de 30 rendements 5 min nuls. Ensuite nous avons enlevé un total de 61 jours dans lesquelles les bruits de microstructure se manifestaient par une autocorrélation d’ordre 1 négative dans la série de rendements 5 min. Au total, nous avons retiré 2,08% des données, pour finir avec 388518 observations couvrant 4891 jours.

La lente décroissance exponentielle observée sur le corrélogramme de la volatilité réalisée (voir figure 1) caractérise bien la longue mémoire du processus. Par ailleurs, le test d’autocorrélation de Ljung-Box rejette l’absence d’autocorrélation multiple jusqu’à l’ordre 20 pour les différents estimateurs calculés (voir tableau 2). L’estimateur RV est aussi caractérisé par une distribution leptokurtique à la queue très étalée sur la droite, ce qui se justifie par les quelques pics importants observés dans la série (voir figure 2).

Enfin, nous avons également rejeté la présence de racine unitaire pour toutes les variables considérées, sur la base du test augmenté de Dickey-Fuller (voir tableau 2).

1. Modèles et méthode d’évaluation des prévisions
   1. Modèles

Afin de comparer nos différentes mesures de volatilité, nous avons construit différentes variantes du modèle de Corsi (2009), lesquels diffèrent seulement d’après l’information utilisée pour capter la composante journalière de la variance réalisée. Les modèles de type GARCH sont par construction des modèles de prévision à court-terme et ne peuvent donc pas reproduire la mémoire longue et la persistance observées dans la volatilité réalisée. Par contre, le modèle HAR-RV (Heterogeneous AutoRegressive of Realized Volatility) de Corsi (2009) est simple à estimer et aisément extensible par l’ajout de régresseurs.

La première classe de modèles teste pour les composantes positives et négatives de l’estimateur RV, et l’effet de levier des rendements journaliers négatifs.

 :

 :

 :

 :

:

La seconde classe de modèles évalue l’estimateur *MedRV*, et teste la pertinence des composantes positive et négative de *Jump variation*.

 :

Tableau 1 : Tableau des corrélations

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  | 1.0000 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  | 0.9580 | 1.0000 |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  | 0.9365 | 0.8995 | 1.0000 |  |  |  |  |  |  |  |
|  | 0.9343 | 0.8925 | 0.7499 | 1.0000 |  |  |  |  |  |  |
|  | 0.0239 | 0.0299 | 0.3731 | -0.3340 | 1.0000 |  |  |  |  |  |
|  | 0.5091 | 0.4063 | 0.7360 | 0.2122 | 0.7511 | 1.0000 |  |  |  |  |
|  | -0.5015 | -0.3838 | -0.2138 | -0.7284 | 0.7170 | 0.0784 | 1.0000 |  |  |  |
|  | -0.0365 | -0.0312 | -0.0251 | -0.0433 | 0.0249 | -0.0105 | 0.0487 | 1.0000 |  |  |
|  | 0.7469 | 0.6996 | 0.7097 | 0.6874 | 0.0472 | 0.4559 | -0.4100 | -0.0415 | 1.0000 |  |
|  | 0.6863 | 0.6384 | 0.6384 | 0.6457 | 0.0041 | 0.3883 | -0.4039 | -0.0402 | 0.8755 | 1.0000 |

Tableau 2 : Tableau de statistiques

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Variables | Mean | Sd. Dev. | Skewness | Min | Max | Kurtosis | ADF | LB’s Q(20) | JB |
|  | .0001086 | .0002328 | 11.75389 | 3.13e-06 | .0075364 | 261.0388 | -25.83\*\*\* | 28086.26\*\*\* | 13681886.58\*\*\* |
|  | .000084 | .0002023 | 14.49878 | 2.06e-06 | .0071362 | 368.9234 | -30.12\*\*\* | 22636.50\*\*\* | 27459057.53\*\*\* |
|  | .0000542 | .0001254 | 12.31714 | 1.26e-06 | .0039692 | 263.9437 | -32.22\*\*\* | 19806.53\*\*\* | 14000171.29\*\*\* |
|  | .0000544 | .0001235 | 10.25809 | 3.57e-07 | .0035672 | 188.5202 | -30.71\*\*\* | 22953.17\*\*\* | 7099825.81\*\*\* |
|  | -2.07e-07 | .000088 | 1.22246 | -.0010244 | .0015375 | 67.0284 | -82.34\*\*\* | 445.03\*\*\* | 836689.83\*\*\* |
|  | .0000166 | .0000615 | 10.86048 | 0 | .0015375 | 174.6457 | -56.97\*\*\* | 2131.39\*\*\* | 6100306.24\*\*\* |
|  | -.0000168 | .0000583 | -8.685909 | -.0010244 | 0 | 105.5931 | -57.89\*\*\* | 3499.32\*\*\* | 2206477.80\*\*\* |
|  | .0001066 | .0115887 | -.2072969 | -.0945715 | .1022021 | 10.92083 | -74.54\*\*\* | 95.57\*\*\* | 12820.82\*\*\* |
|  | .0001087 | .0002003 | 7.637606 | 5.34e-06 | .0033368 | 86.18224 | -6.53\*\*\* | 52492.79\*\*\* | 1456153.66\*\*\* |
|  | .0001089 | .0001799 | 6.291672 | 7.14e-06 | .0022099 | 55.16156 | -2.08\*\* | 77123.65\*\*\* | 584351.39\*\*\* |

Note : ADF représente la statistique du test augmenté de Dickey-Fuller ; LB’Q la statistique Q du test de Ljung-Box ; JB la statistique du test de Jarque-Béra ; (\*\*\*) indique la significativité de la statistique à 1% ; (\*\*) la significativité de la statistique à 5%

 :

 :

 :

Nous estimons ces modèles sur un premier échantillon d’estimation de observations, par les Moindres Carrés Ordinaires avec des écarts-type de White (1980).

* 1. Évaluation des prévisions : Model Confidence Set Test

Nous calculons des prévisions *one-step-ahead* par *Rolling Windows Regression* à partir de 3000 observations passées, sur un second échantillon de observations. Le model Confidence Set test est une procédure itérative qui consiste en l’élimination progressive des modèles produisant les prévisions les moins précises relativement à l’ensemble. Nous comparons les prévisions à partir de deux *loss function* : *Mean Absolute Error* (MAE) et *Negative of Gaussian Quasi Likelihood* (QLIKE).

Où l’indice ;

; Où est obtenu à partir d’une régression sur les 3000 observations précédentes.

Pour notre collection originelle de modèles, Hansen, Lunde, and Nason (2011) définisse le Model Confidence Set théorique comme un ensemble des modèles de capacité prédictive supérieure :

L’objectif du MCS test est de déterminer , ou plus précisément d’identifier un sous-ensemble de qui contient avec une certaine probabilité.

Il s’agit de tester itérativement

Le test est basé sur la statistique , où

La distribution asymptotique non-standard de sous l’hypothèse est estimée à partir d’une méthode de boostrap (voir Annexe).

En cas de rejet de , une règle d’élimination nous permet d’identifier le modèle à retirer de . Nous réitérons la procédure avec . La procédure est répétée jusqu’au premier non-rejet de . L’ensemble final des modèles « survivants » est désigné comme le   Model Confidence Set, ( ). s’interprète comme un sous-ensemble de qui contient avec une certaine probabilité au moins égale à .

Les résultats préliminaires présentés ici sont obtenus à partir de échantillons MBB de taille . Nous avons noté que le n’est pas différent pour des valeurs .Le tableau 1 montre les résultats des itérations de la procédure basée sur le MAE. La *t-stat* est la statistique de test individuel d’appartenance au ; elle indique si un modèle en particulier est significativement supérieur (*t-stat* négative) ou inférieur (*t-stat* positive) aux autres en termes de la loss fonction considérée. La *P-Value* désigne la probabilité associée à ce test. Plus la statistique est élevée, ou de façon équivalente, plus petite est la *P-value*, moins bon sera le modèle relativement aux autres modèles en compétition. La statistique de test global pour l’ensemble des modèles en compétition (*Tmax*) est donnée par la plus grande valeur de *t-stat*.

1. Résultats d’estimation et d’évaluation des prévisions
   1. Résultats d’estimation

L’effet de levier introduit dans le modèle M2 n’est ni important (0.03) ni même significatif à 10% (voir tableau 5). L’effet de la composante négative de RV dans le modèle M4 est plus grand que celui de la composante positive dans M3. En ce qui concerne les sauts, la *Positive Jump variation* n’est pas significative dans M8 contrairement à la *Negative Jump variation* dans M9. Ainsi, le fait qu’un jour soit dominé par des sauts positifs n’a pas d’effet pertinent sur la volatilité future ; tout le contraire est observé si ce sont les sauts négatifs qui dominent. Dans M9, le coefficient de la *Negative Jump variation* affiche un signe négatif, indiquant que pour les jours de marché marqués par des sauts négatifs, la volatilité du lendemain tend à être plus faible.

* 1. Résultats du Model Confidence Set test

M3, le modèle incluant uniquement la *Positive realized-semivariance* apparait significativement inférieur à tous les autres ; il s’agit du premier éliminé. Sont ensuite éliminés, dans l’ordre qui suit, le modèle de Corsi (2009) sans effet de levier (M1), le modèle de Corsi (2009) avec l’effet de levier (M2), le modèle avec *Median Realized-variance* (M6). Le est donc formé par : . Parmi cette selection de modèles supérieurs, deux modèles se démarquent du lot d’après leur *t-stat* très faibles et leur *P-value* constamment égales à un (1.00) au fil des itérations : M4 et M5. Cela confirme que la décomposition de la RV selon le signe des rendements améliore significativement la prévision de la volatilité. L’autre constat est que la *Positive realized-semivariance* ne présente aucun intérêt pour la prévision de la volatilité de l’indice S&P500, M3 ne faisant pas partie du . Le modèle de Corsi(2009) avec effet de levier n’est pas non plus retenu. D’après Patton et Sheppard (2011), la prise en compte de cet effet de levier présente un intérêt pour la prévision à court-terme, et un tel modèle est aussi bon que le modèle basé sur la *Negative realized variance*. Sur ce point, nos conclusions diffèrent.

Les deux Model Confidence Set Tests que nous avons conduits, indiquent nettement que les prévisions du modèle M2 sont significativement inférieures que celles de M4 ou M5. Cependant il est à noter que le modèle sans effet de levier (M1) est significativement inférieur au modèle avec effet de levier (M3), ce dernier étant éliminé après M1. Par ailleurs, de M4 et M5, M4 est visiblement supérieur à M5, en raison du fait que la *t-stat* du premier (-0.76) est plus faible que celle du second (-0.31), à la dernière itération.

Parmi les modèles M7, M8 et M9, M7 est le moins bon, du fait qu’à la dernière itération, M7 affiche la plus faible *P-value* (0.8) et la plus grande *t-stat* (0.77) ; M9 est le meilleur de ces trois. L’information sur les sauts négatifs est donc bien de meilleure qualité pour la prévision que l’information sur les sauts positifs ou encore que l’information générale sur les sauts.

Le tableau 2 montre les résultats de la procédure avec la *loss function* QLIKE. La composition de diffère. En effet, et que . Ainsi, la *loss function* QLIKE a permis une sélection plus fine.

Sur le graphique de la figure 1, nous avons illustré le fait que les prévisions *one-step-ahead* de M4 et M5 obéissent à la dynamique de *Realized variance*.

Conclusion

Nous avons mis en évidence, en utilisant des données de hautes fréquences sur l’indice S&P500, que la prise en compte de l’effet de levier classique ne présente pas d’intérêt du tout. Toujours sur les conclusions de Patton et Sheppard (2013) sur la bonne volatilité et la mauvaise volatilité, nous ajouterons que la nouvelle d’une tendance générale à la baisse des prix est plus déterminante que l’information d’une tendance générale à la hausse.

Nous pensons étendre cette étude en adaptant la procédure du Model Confidence Set test à une *loss function* économique telle que le profit total journalier réalisé sur des transactions d’option.

Tableau 3 : Procédure du MCS Test basé sur la loss function MAE

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **Itération 1 :**  **REJET** | | **Itération 2 :**  **REJET** | | **Itération 3 :**  **REJET** | | **Itération 4 :**  **REJET** | | **Itération 5 :**  **ACCEPTATION** | |
| Q(0.9) = 2.5 | | Q(0.9) = 2.7 | | Q(0.9) = 2.4 | | Q(0.9) = 2.5 | | Q(0.9) = 2.4 | |
| Tmax = 7.2 | | Tmax = 4.8 | | Tmax = 4.6 | | Tmax = 3.6 | | Tmax = 0.77 | |
| P-Value | t-stat | P-Value | t-stat | P-Value | t-stat | P-Value | t-stat | P-Value | t-stat |
| **Modèle 1** | 0.02 | 3.2 | 0 | 4.8 |  |  |  |  |  |  |
| **Modèle 2** | 0.04 | 3 | 0.002 | 4.5 | 0.002 | 4.6 |  |  |  |  |
| **Modèle 3** | 0 | 7.2 |  |  |  |  |  |  |  |  |
| **Modèle 4** | 1 | -6 | 1 | -4.2 | 1 | -3.3 | 1 | -2 | 1 | -0.76 |
| **Modèle 5** | 1 | -5.2 | 1 | -3.6 | 1 | -2.9 | 1 | -1.6 | 1 | -0.31 |
| **Modèle 6** | 1 | 0.66 | 0.07 | 2.7 | 0.03 | 3.1 | 0.008 | 3.6 |  |  |
| **Modèle 7** | 1 | -5 | 1 | -2.9 | 1 | -2.1 | 1 | -0.66 | 0.8 | 0.77 |
| **Modèle 8** | 1 | -4 | 1 | -2.4 | 1 | -1.9 | 1 | -0.91 | 1 | 0.35 |
| **Modèle 9** | 1 | -4 | 1 | -2.6 | 1 | -2.2 | 1 | -1.3 | 1 | -0.074 |

Note : Une cellule en Jaune indique qu’un modèle est éliminé à l’issue de l’itération ; une cellule en Noir indique qu’un modèle n’est pas en compétition lors de l’itération

Tableau 3 : Procédure du MCS Test basé sur la loss function QLIKE

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **Itération 1 :**  **REJET** | | **Itération 2 :**  **REJET** | | **Itération 3 :**  **REJET** | | **Itération 4 :**  **REJET** | | **Itération 5 :**  **REJET** | | **Itération 6 :**  **REJET** | | **Itération 7 :**  **REJET** | | **Itération 8 :**  **ACCEPTATION** | |
| Q(0.9) = 2.7 | | Q(0.9) = 2.7 | | Q(0.9) = 2.6 | | Q(0.9) = 2.5 | | Q(0.9) = 2.2 | | Q(0.9) = 2.1 | | Q(0.9) = 1.8 | | Q(0.9) = 1.4 | |
| Tmax = 6.7 | | Tmax = 4.9 | | Tmax = 2.9 | | Tmax = 2.7 | | Tmax = 2.6 | | Tmax = 3.3 | | Tmax = 3.8 | | Tmax = 0.11 | |
| P-Value | t-stat | P-Value | t-stat | P-Value | t-stat | P-Value | t-stat | P-Value | t-stat | P-Value | t-stat | P-Value | t-stat | P-Value | t-stat |
| Modèle 1 | 1 | 0.44 | 0.1 | 2.4 | 0.06 | 2.9 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| Modèle 2 | 1 | 0.41 | 0.2 | 2.2 | 0.09 | 2.7 | 0.07 | 2.7 |  |  |  |  |  |  |  |  |
| Modèle 3 | 0 | 6.7 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| Modèle 4 | 1 | -7.9 | 1 | -7.2 | 1 | -7.1 | 1 | -6.8 | 1 | -5.1 | 1 | -4.7 | 1 | -3.5 | 1 | -0.11 |
| Modèle 5 | 1 | -8.2 | 1 | -7.5 | 1 | -7.5 | 1 | -7.2 | 1 | -5.2 | 1 | -4.6 | 1 | -3.4 | 0.9 | 0.11 |
| Modèle 6 | 0.05 | 3.1 | 0.002 | 4.9 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| Modèle 7 | 1 | -1.5 | 1 | 0.47 | 0.6 | 1.1 | 0.3 | 1.8 | 0.06 | 2.6 | 0.02 | 3.3 |  |  |  |  |
| Modèle 8 | 1 | -2.4 | 1 | -0.46 | 1 | 0.37 | 0.6 | 1.2 | 0.06 | 2.6 |  |  |  |  |  |  |
| Modèle 9 | 1 | -1.7 | 1 | -0.26 | 1 | 0.34 | 0.7 | 0.94 | 0.1 | 2.1 | 0.06 | 2.4 | 0.006 | 3.8 |  |  |

Note : Une cellule en Jaune indique qu’un modèle est éliminé à l’issue de l’itération ; une cellule en Noir indique qu’un modèle n’est pas en compétition lors de l’itération

Bibliographie :

Aït-Sahalia, Yacine, Per A. Mykland, and Lan Zhang. Ultra high frequency volatility estimation with dependent microstructure noise. No. w11380. National Bureau of Economic Research, 2005.

Andersen, T. G., Bollerslev, T., Diebold, F. X., & Labys, P. (2001). The distribution of realized exchange rate volatility. Journal of the American statistical association, 96(453), 42-55.

Andersen, Torben G., and Tim Bollerslev. "Answering the skeptics: Yes, standard volatility models do provide accurate forecasts." International economic review (1998): 885-905.

Andersen, Torben G., Dobrislav Dobrev, and Ernst Schaumburg. Jump-robust volatility estimation using nearest neighbor truncation. No. w15533. National Bureau of Economic Research, 2009.

Andersen, Torben G., Tim Bollerslev, and Francis X. Diebold. "Roughing it up: Including jump components in the measurement, modeling, and forecasting of return volatility." The Review of Economics and Statistics 89.4 (2007): 701-720.

Bandi, Federico M., Jeffrey R. Russell, and Chen Yang. "Realized volatility forecasting and option pricing." Journal of Econometrics 147.1 (2008a): 34-46.

Bandi, Federico M., Jeffrey R. Russell, and Yinghua Zhu. "Using high-frequency data in dynamic portfolio choice." Econometric Reviews 27.1-3 (2008b): 163-198.

Barndorff-Nielsen, Ole E., and Neil Shephard. "Power and bipower variation with stochastic volatility and jumps." Journal of financial econometrics 2.1 (2004): 1-37.

Barndorff-Nielsen, Ole E., and Neil Shephard. Multipower variation and stochastic volatility. Springer US, 2006.

Barndorff‐Nielsen, Ole E., et al. "Designing realized kernels to measure the ex post variation of equity prices in the presence of noise." Econometrica 76.6 (2008): 1481-1536.

Barndorff-Nielsen, Ole E., Silja Kinnebrock, and Neil Shephard. "Measuring downside risk: realised semivariance." CREATES Research Paper 42 (2008).

Bollerslev, Tim. "Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity."Journal of econometrics 31.3 (1986): 307-327.

Christensen, Kim, and Mark Podolskij. "Realized range-based estimation of integrated variance." Journal of Econometrics 141.2 (2007): 323-349.

Corsi, Fulvio. "A simple approximate long-memory model of realized volatility."Journal of Financial Econometrics 7.2 (2009): 174-196.

Engle, Robert F. "Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation." Econometrica: Journal of the Econometric Society (1982): 987-1007.

Engle, Robert F., and Giampiero M. Gallo. "A multiple indicators model for volatility using intra-daily data." Journal of Econometrics 131.1 (2006): 3-27.

Gonçalves, Sílvia, and Halbert White. "Bootstrap standard error estimates for linear regression." *Journal of the American Statistical Association* 100.471 (2005): 970-979.

Hansen, Peter R., Asger Lunde, and James M. Nason. "The model confidence set." *Econometrica* 79.2 (2011): 453-497.

Hansen, Peter Reinhard, and Zhuo Huang. "Exponential garch modeling with realized measures of volatility." (2012).

Hansen, Peter Reinhard, Zhuo Huang, and Howard Howan Shek. "Realized GARCH: a joint model for returns and realized measures of volatility." Journal of Applied Econometrics 27.6 (2012): 877-906.

McAleer, Michael, and Marcelo C. Medeiros. "Realized volatility: A review."*Econometric Reviews* 27.1-3 (2008): 10-45.

Müller, Ulrich A., et al. "Volatilities of different time resolutions—analyzing the dynamics of market components." Journal of Empirical Finance 4.2 (1997): 213-239.

Nelson, Daniel B. "Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach." Econometrica: Journal of the Econometric Society (1991): 347-370.

Oomen, Roel C. A. "Properties of realized variance under alternative sampling schemes." Journal of Business & Economic Statistics 24.2 (2006): 219-237.

Patton, Andrew J. and Sheppard, Kevin, Good Volatility, Bad Volatility: Signed Jumps and the Persistence of Volatility (November 16, 2013). Economic Research Initiatives at Duke (ERID) Working Paper No. 168. Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=1943825>

Shephard, Neil, and Kevin Sheppard. "Realising the future: forecasting with high‐frequency‐based volatility (HEAVY) models." Journal of Applied Econometrics 25.2 (2010): 197-231.

White, Halbert. "A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity." *Econometrica: Journal of the Econometric Society* (1980): 817-838.

Tableau 4 : Résultats d’estimation STATA

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| **M1** | 9.10e-06  (1.66) \* | 0.39  (3.37) \*\*\* | 0.31  (2.52) \*\* | 0.20  (1.83) \* |  |  |  |  |  |  |  |
| **M2** | 9.05e-06  (1.69) \* | 0.38  (2.71) \*\*\* | 0.31  (2.51) \*\* | 0.20  (1.85) \* |  |  |  |  |  |  | 0.03  (0.29) |
| **M3** | 11e-06  (2.06) \*\* |  | 0.42  (3.20) \*\*\* | 0.25  (2.35) \*\* | 0.43  (3.66) \*\*\* |  |  |  |  |  |  |
| **M4** | 9.05e-06  (1.62) |  | 0.36  (3.12) \*\*\* | 0.17  (1.58) |  | 0.75  (4.37) \*\*\* |  |  |  |  |  |
| **M5** | 8.91e-06  (1.61) |  | 0.34  (2.62) \*\*\* | 0.17  (1.59) | 0.07  (0.42) | 0.71  (4.31) \*\*\* |  |  |  |  |  |
| **M6** | 11.2e-06  (2.05) \*\* |  | 0.34  (2.61) \*\*\* | 0.21  (1.89) \* |  |  | 0.43  (2.95) \*\*\* |  |  |  |  |
| **M7** | 11e-06  (1.99) \*\* |  | 0.36  (2.73) \*\*\* | 0.19  (1.65) \* |  |  | 0.43  (3.09) \*\*\* | -0.33  (-2.56) \*\* |  |  |  |
| **M8** | 11.6e-06  (2.12) \*\* |  | 0.36  (2.65) \*\*\* | 0.21  (1.81) \* |  |  | 0.44  (2.93) \*\*\* |  | -0.20  (-1.09) |  |  |
| **M9** | 9.67e-06  (1.78) \* |  | 0.31  (2.62) \*\*\* | 0.18  (1.64) |  |  | 0.39  (3.07) \*\*\* |  |  | -0.70  (-3.66) \*\*\* |  |

Note : Les écarts-type de White sont entre parenthèses ; (\*\*\*) indique la significativité du coefficient à 1% ; (\*\*) la significativité à 5% et (\*) la significativité à 10%

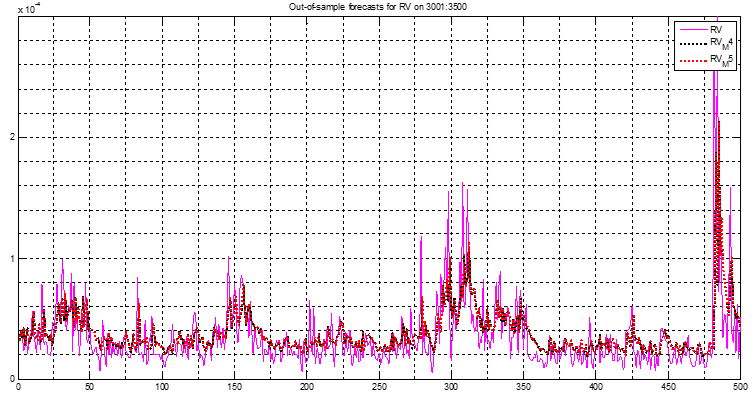


Figure 1 : Prévisions de la variance réalisée



Figure 2 : Plot de

Figure 3 : Corrélogramme de



Figure 5 : Plot de

Figure 2 : Plot de





Figure 7 : Plot de (bleu) et (rouge)

Figure 6 : Plot de

Annexe : Le Model Confidence Set test

Soit notre collection originelle de modèles.

1. Calcul des statistiques

Soit une des deux loss function considérées. Le modèle est préférée au modèle si . La statistique mesure l’écart-moyen de avec les , :

La statistique désigne la moyenne de à travers le temps :

1. Moving block bootstrap (MBB)

Nous utilisons le même procédé pour le MBB que Gonçalves et White (2005). Le ré-échantillonnage est appliquée à la paire , étant l’ensemble des variables à droite de tous les modèles dans .

Soit , la taille des blocs, et soit un bloc de observations consécutives à partir de l’observation . Le MBB consiste en un tirage aléatoire avec remise de blocs dans un ensemble de blocs superposés . Le cas correspond au schéma du bootstrap stationnaire. Nous imposons . Les blocs sont identifiés par des entiers et nous effectuons le tirage dans une distribution uniforme d’entiers naturels entre 1 et .

Nous faisons le choix de . En comparant les résultats pour différentes valeurs de , nous n’avons pas noté de différences significatives. Nous effectuons ré-échantillonnages de l’échantillon de régression, puis nous calculons les statistiques de test de bootstrap à partir de l’échantillon d’évaluation.

1. Calcul des statistiques de test

Pour l’échantillon bootstrap , les loss function sont définis comme suit :

Avec ;

 ; où est obtenu à partir d’une régression sur les 3000 observations précédentes.

L’écart-moyen de pour l’échantillon bootstrap est :

La loss-statistic du modèle :

Nous définissons l’estimateur consistent de  :

,

Les statistiques correspondantes pour les échantillons bootstrap sont :

,

1. Calcul de la p-value du test

Soit la p-value associée avec

Où est une fonction indicatrice

Hansen, Lunde, and Nason (2011) définisse la MCS p-value est définie comme :

Nous estimons également le quantile de la distribution de à partir de la distribution empirique de , pour .

est rejetée lorsque , ou de façon équivalente, lorsque ). En cas de rejet de , le modèle , est éliminé.

Pour des raisons de brièveté, nous ne pouvons fournir plus de détails sur les principes du Model Confidence Set (voir Hansen, Lunde, and Nason (2011) pour plus de précisions.