

**Modélisation des prix de quatre
types de vraquiers d'occasion:**
UNE APPROCHE STRUCTURELLE AUTORÉGRESSIVE.

Présenté par

Miladin Djurisić

en vue de l'obtention du grade de

Maître ès Sciences Économiques

Département de Sciences Économiques
Faculté des Études Supérieures
Université de Montréal

Septembre 1998

TABLES DES MATIÈRES

SOMMAIRE	4
1. INTRODUCTION	5
1.1. IDENTIFICATION DU PROBLÈME	5
1.2. DIFFÉRENCES ENTRE LES MARCHÉS	5
1.2.1. le secteur d'activité	6
1.2.2. la nature des actifs	6
1.2.3. la nature des investisseurs	7
1.3. LE MODÈLE DES <i>MCO</i> VERSUS LE MODÈLE <i>ARCH</i>	7
1.4. SECTIONS DU TRAVAIL	8
2. DONNÉES ET STATISTIQUES	9
2.1. DONNÉES ET CONVENTIONS	9
2.2. STATISTIQUES	10
3. STRUCTURE DES MODÈLES	11
3.1. DÉFINITIONS PRÉLIMINAIRES	11
3.2. TESTS DE COINTÉGRATION	12
3.3. FORMES FONCTIONNELLES	14
3.3.1. La transformation de Box-Cox	14
3.3.2. Le test du ratio de vraisemblance	14
3.4. CONCLUSION	15
4. FAMILLE DE MODÈLES <i>ARCH/GARCH</i>	16
4.1. HÉTÉROSCÉDASTICITÉ CONDITIONNELLE	16

4.1.1.	La définition de la variance conditionnelle	16
4.1.2.	Le test pour les effets <i>ARCH</i>	17
4.1.3.	La spécification de la variance conditionnelle	17
4.1.4.	La spécification de la densité conditionnelle des résidus	19
4.1.5.	La spécification de la distribution conditionnelle	19
5.	SÉLECTION DES MODÈLES	20
5.1.	CORRECTION POUR L'AUTOCORRÉLATION	20
5.2.	AMÉLIORATION DES MODÈLES	21
6.	PRÉVISIONS	23
6.1.	PRÉVISIONS SUR L'ÉCHANTILLON COMPLET	23
6.2.	CRITIQUE DE L'ARTICLE DE KAVUSSANOS (1996)	24
7.	CONCLUSION	26
	BIBLIOGRAPHIE	27

SOMMAIRE

L'objectif de ce travail est de modéliser les prix de vraquiers usagés en vue de pouvoir les prédire. Cette activité de spéculation se révèle particulièrement importante vu les sommes déployées lors de transactions de navires qui, en général, mobilisent plus de ressources que les opérations navales elles-mêmes. Or, il est fondamental pour les propriétaires de navires de bien comprendre le processus gouvernant le niveau et la volatilité des prix.

Pour ce faire, un modèle structurel basé sur le prix des marchandises transportées, le taux d'intérêt et le taux d'affrètement est utilisé pour modéliser le prix des vraquiers d'occasion. À ce modèle sont ajoutés des retards de la variable dépendante pour satisfaire certaines contraintes économétriques. Kavussanos (1996) a réalisé une étude semblable avec des prix de pétroliers dans laquelle il démontre que les variables structurelles contribuent à l'explication des premiers et seconds moments des rendements des pétroliers d'occasion.

Les résultats sont jugés par les statistiques habituelles et en comparant les valeurs prévues par le modèle aux valeurs obtenues par un processus de marche aléatoire où la meilleure prévision du prix futur est le prix présent. Au fait, vu que la qualité du modèle repose sur son habileté à prévoir les changements de prix, c'est le coefficient de corrélation entre les premières différences des prix prévus et observés qui sera calculé et comparé à celui obtenu par un processus de marche aléatoire. Bien que les résultats soient préliminaires, ils semblent concorder avec la littérature actuelle et même être un peu innovateurs...

1. INTRODUCTION

1.1. IDENTIFICATION DU PROBLÈME

L'objectif de ce travail est de modéliser les prix de vraquiers d'occasion en vue de pouvoir les prédire. De plus, il est inspiré de l'article de Kavussanos (1996) dans lequel des actifs navals pétroliers sont modélisés. Avant la parution de son article, il existait un vide dans la littérature qui a été créé d'une part, par les recherches antérieures qui se sont penchées sur la modélisation du prix des navires *eg.* Beenstock et Vergottis (1989), et d'autre part, par Fama (1965) qui découvre que l'incertitude dans les prix des actifs, mesurée par leur variance et covariance, varie avec le temps. Engle (1982) propose une famille de modèles *ARCH* pour traiter ces problèmes d'hétéroscedasticité dynamique, en plus de capter le phénomène de groupement (*clustering*) des volatilités et les propriétés leptokurtiques de données financières. Depuis, plusieurs travaux empiriques ont utilisé cette méthode pour modéliser la structure rendement-risque d'actifs financiers, de taux d'intérêt, de taux de change, etc. En appliquant la famille de modèles *ARCH*¹ à l'industrie navale, Kavussanos (1996) a comblé ce vide.

1.2. DIFFÉRENCES ENTRE LES MARCHÉS

Il est intéressant de voir si cette méthodologie est aussi efficace dans le marché des vraquiers que celui des pétroliers. À première vue, il semble que ce soit le cas étant donné la similitude des deux marchés, notamment au point de vue du secteur d'activité et de la nature des actifs et des investisseurs.

¹ Autoregressive Conditionally Heteroskedastic.

1.2.1. le secteur d'activité

Ces deux types de navires oeuvrent dans l'industrie du transport maritime de matières premières et de ressources naturelles. De plus, ils opèrent sur des routes respectives à cause de contraintes législatives et physiques axées principalement sur le tirant d'eau (*draught*). Ceci rend l'exploitation un gros navire plus délicate vu qu'il ne peut pas accoster tous les ports, ni naviguer sur toutes les routes. Le tableau 1.1 présente les quatre types de vraquiers définies par la capacité de chargement du navire en tonnes, dwt (*deadweight tons*), qui desservent le marché du vrac international.

Tableau 1.1 :
Caractéristiques des vraquiers et de la flotte internationale en 1996.

Type	Symbole	Capacité	Flotte	Principales marchandises transportées	Voyage spécifique
Handysize	HS	10000 à 29999 dwt	2099	Phosphate, bauxite, céréales et charbon.	Phosphate de roche
Handymax	HM	30000 à 49999 dwt	1582	Phosphate, bauxite, céréales et charbon.	Charbon
Panamax	PM	50000 à 79999 dwt	910	Bauxite, céréales, charbon et fer.	Blé
Capesize	CS	80000 dwt et plus	423	Minerai de fer et charbon	Minerai de fer

Source: Stopford, M. (1997), *Maritime Economics*, Routledge, Londres, pp. 14, 315, 401 et 405.

Les marchandises transportées, constituent le groupe des "*five major bulks*" et comptent pour plus d'un quart du vrac international (Stopford (1997, p. 314)).

1.2.2. la natures des actifs

On anticipe qu'un gros navire sera plus rentable, principalement dû aux économies d'échelle que lui procure sa capacité de chargement, mais qu'il sera aussi plus risqué. La première raison provient de la théorie financière qui dicte que le rendement et le risque ont un relation positive sur la frontière efficiente *eg.* Markowitz (1952). La seconde raison lie le prix d'un navire à sa taille, et de

1.2.1. le secteur d'activité

Ces deux types de navires oeuvrent dans l'industrie du transport maritime de matières premières et de ressources naturelles. De plus, ils opèrent sur des routes respectives à cause de contraintes législatives et physiques axées principalement sur le tirant d'eau (*draught*). Ceci rend l'exploitation un gros navire plus délicate vu qu'il ne peut pas accoster tous les ports, ni naviguer sur toutes les routes. Le tableau 1.1 présente les quatre types de vraquiers définies par la capacité de chargement du navire en tonnes, dwt (*deadweight tons*), qui desservent le marché du vrac international.

Tableau 1.1 :
Caractéristiques des vraquiers et de la flotte internationale en 1996.

Type	Symbole	Capacité	Flotte	Principales marchandises transportées	Voyage spécifique
Handysize	HS	10000 à 29999 dwt	2099	Phosphate, bauxite, céréales et charbon.	Phosphate de roche
Handymax	HM	30000 à 49999 dwt	1582	Phosphate, bauxite, céréales et charbon.	Charbon
Panamax	PM	50000 à 79999 dwt	910	Bauxite, céréales, charbon et fer.	Blé
Capesize	CS	80000 dwt et plus	423	Minerai de fer et charbon	Minerai de fer

Source: Stopford, M. (1997), *Maritime Economics*, Routledge, Londres, pp. 14, 315, 401 et 405.

Les marchandises transportées constituent le groupe des "five major bulks" et comptent pour plus d'un quart du vrac international (Stopford (1997, p. 314)).

1.2.2. la natures des actifs

On anticipe qu'un gros navire sera plus rentable, principalement dû aux économies d'échelle que lui procure sa capacité de chargement, mais qu'il sera aussi plus risqué. La première raison provient de la théorie financière qui dicte que le rendement et le risque ont un relation positive sur la frontière efficiente *eg.* Markowitz (1952). La seconde raison lie le prix d'un navire à sa taille, et de

là, un navire évalué à plusieurs millions de dollars variera aussi de plusieurs millions de dollars. Vu qu'il est fréquent que la valeur d'un navire double, ou baisse de moitié, en l'espace de quelques mois (Stopford (1997, p.383)), les propriétaires de navires peuvent gagner, ou perdre, beaucoup d'argent en transigeant des gros vraquiers.

1.2.3. la nature des investisseurs

Les investisseurs sont les propriétaires de navires pour qui le processus de fluctuations des prix est très important vu que les sommes déployées lors de transactions de navires sont énormes et que cette activité d'achat-vente contribue souvent plus à leur situation financière que les opérations navales elles-mêmes *eg.* Kavussanos (1996).

Notons aussi qu'il se peut fort bien qu'un propriétaire opère des pétroliers et des vraquiers simultanément et qu'un vraquier soit transformé en pétrolier après quelques années de service. Les navires sont de plus en plus modulaires et homogènes ce qui permet des transformations rapides et peu coûteuses tout en réduisant les coûts d'entretien.

1.3. LE MODÈLE DES *MCO* VERSUS LE MODÈLE *ARCH*

Les modèles utilisés tentent d'expliquer le prix des navires en fonction du prix des marchandises transportées, du taux d'intérêt et du taux d'affrètement, donc le modèle des *MCO* est un bon point de départ. Cependant, il est restreint au sens où les résidus doivent être sphériques *ie.* indépendants entre-eux et de variance constante, or ici, cette condition de sphéricité a de fortes chances d'être violée dans la variance conditionnelle puisque l'on s'attend à ce que l'ampleur des résidus présents

soit gouvernée par l'ampleur des résidus passés. En utilisant le modèle *ARCH*, on se trouve à corriger la situation en expliquant ce phénomène de groupement, en plus d'apporter aux investisseurs plus d'information sur la variance des actifs.

1.4. SECTIONS DU TRAVAIL

Ce travail contient sept sections. Les deux prochaines sections définissent les données, les statistiques utilisées et les formes fonctionnelles des modèles. La quatrième section présente la méthodologie utilisée pour construire des modèles *ARCH/GARCH*. Dans les sections 5 et 6, les modèles prévisionnels sont sélectionnés et des prévisions sont générées et analysées. La dernière section retrace les conclusions principales du travail.

2. DONNÉES ET STATISTIQUES

2.1. DONNÉES ET CONVENTIONS

Les variables sont mensuelles et elles apparaissent dans le tableau 2.1. Dans la plupart des cas, l'échantillon compte 202 observations, soit de jan-'80 à oct-'96, mais il peut être plus court. Vu que les prix sont nominaux, il faut les dégonfler par le *DPIB* pour obtenir des prix réels. Notons que par convention, les conclusions statistiques sont toujours tirées au seuil de 1% et que les résultats et coefficients de régression significatifs sont indiqués en caractères gras.

Tableau 2.1 :
Source, nature, symbole et description des données.

Source	Nature	Symbole	Description
Clarkson Research Studies Itée	Prix de vraquiers ayant cinq ans d'usure de type:		Prix international nominal en millions SÉU pour la période:
	Handysize de 25000 dwt	<i>PHS</i>	jan-'80 à déc-'97.
	Handymax de 35000 dwt	<i>PHM</i>	Jan-'80 à déc-'97.
	Panamax de 65000 dwt	<i>PPM</i>	jan-'80 à déc-'97.
	Capesize de 150000 dwt	<i>PCS</i>	jan-'80 à déc-'97.
Statistiques Financières Internationales (publiées par le FMI)	Prix (par unité):		Prix international nominal en SÉU de:
	phosphate de roche (tonne métrique)	<i>PPH</i>	jan-'80 à oct-'96. Maroc (Casablanca)
	charbon (tonne courte)	<i>PCH</i>	jan-'80 à fév-'85. ÉU (mines Pennsylvanie)
	blé (boisseau)	<i>PBL</i>	jan-'80 à oct-'96. ÉU (Ports du Golfe)
	minerai de fer (tonne métrique)	<i>PFE</i>	jan-'80 à oct-'96. Brésil (Ports Mer du Nord)
Lloyd's Shipping Economist Itée	Taux d'affrètement pour vraquiers de type:		Prix international nominal SÉU par tonne métrique (voyage) de:
	Handysize de 25000 dwt	<i>TAHS</i>	jan-'88 à jan-'94. (phosphate: Maroc-Inde)
	Handymax de 30000 dwt	<i>TAHM</i>	jan-'80 à jan-'88. (non spécifié, général)
	Panamax de 55000 dwt	<i>TAPM</i>	jan-'80 à oct-'96. (grain: Golfe ÉU -Japon)
	Capesize de 120000 dwt	<i>TACS</i>	jan-'80 à oct-'96. (fer: Brésil-NO Europe)
Université d'Alabama	Taux d'intérêt sur le T-bill ÉU.	<i>TIBT</i>	Taux nominal annuel de jan-'80 à oct-'96.
	Indice du dégonfleur du PIB ÉU.	<i>DPIB</i>	IIP à la production de jan-'80 à oct-'96.

2.2. STATISTIQUES

La dernière étape de la modélisation consiste à vérifier si le modèle est bien spécifié en diagnostiquant les résidus, e_t , qu'il génère. Le tableau 2.2 contient les outils statistiques utilisés ainsi que leurs descriptions et hypothèses nulles.

Tableau 2.2 :
Définitions des outils statistiques.

Statistique	distribution	hypothèse nulle et utilité
coefficient de détermination ajusté	R^2	évaluer la convenabilité (<i>goodness-of-fit</i>).
somme du carré des résidus	SSR	évaluer la convenabilité (<i>goodness-of-fit</i>).
multiplicateur lagrangien Breusch-Godfrey (1978)	$glm \sim \chi_3^2$	H_0 : absence d'autocorrélation dans les résidus.
Ramsey RESET (1969)	$ff \sim \chi_1^2$	H_0 : forme fonctionnelle adéquate.
Jarque-Bera (1980)	$jb \sim \chi_2^2$	H_0 : normalité des résidus.
multiplicateur lagrangien Breusch-Pagan (1979)	$blm \sim \chi_1^2$	H_0 : homoscedasticité des résidus.
Chow (1960)	$ch \sim F_{r, n-2k}$	H_0 : absence de changement structurel.
test multiplicateur lagrangien	$\xi_{lma} \sim \chi_q^2$	H_0 : absence d'effets ARCH.

Note: r réfère au nombre de sous-périodes en lesquelles est divisé l'échantillon.

3. STRUCTURE DES MODÈLES

3.1. DÉFINITIONS PRÉLIMINAIRES

Dans chacun des quatre cas, la variable indépendante est le prix réel du navire et elle est fonction d'une constante, C , et de trois variables structurelles, soit: le prix réel de la marchandise transportée lors du voyage spécifique, le taux d'intérêt réel sur le bon du trésor américain et le taux d'affrètement réel associé au voyage spécifique. Les modèles respectifs s'écrivent:

$$\begin{aligned}
 PRHS_t &= g_0 \cdot C_t + g_1 \cdot PRPH_t + g_2 \cdot TIRBT_t + g_3 \cdot TARHS_t + \epsilon_t \\
 PRHM_t &= g_0 \cdot C_t + g_1 \cdot PRCH_t + g_2 \cdot TIRBT_t + g_3 \cdot TARHM_t + \epsilon_t \\
 PRPM_t &= g_0 \cdot C_t + g_1 \cdot PRBL_t + g_2 \cdot TIRBT_t + g_3 \cdot TARPM_t + \epsilon_t \\
 PRCS_t &= g_0 \cdot C_t + g_1 \cdot PRFE_t + g_2 \cdot TIRBT_t + g_3 \cdot TARCS_t + \epsilon_t
 \end{aligned} \tag{3.1.1}$$

Vu que l'on s'intéresse à la prévision des prix, il est important de modifier le modèle en introduisant une tendance linéaire dans le temps, TR , et des retards des variables structurelles puisque ces nouvelles variables nous permettront de construire nos prévisions. On peut réécrire le modèle comme suit:

$$\begin{aligned}
 PRHS_t &= g_0 \cdot C_t + g_1 \cdot TR_t + g_2 \cdot PRPH_{t-1} + g_3 \cdot TIRBT_{t-1} + g_4 \cdot TARHS_{t-1} + \epsilon_t \\
 PRHM_t &= g_0 \cdot C_t + g_1 \cdot TR_t + g_2 \cdot PRCH_{t-1} + g_3 \cdot TIRBT_{t-1} + g_4 \cdot TARHM_{t-1} + \epsilon_t \\
 PRPM_t &= g_0 \cdot C_t + g_1 \cdot TR_t + g_2 \cdot PRBL_{t-1} + g_3 \cdot TIRBT_{t-1} + g_4 \cdot TARPM_{t-1} + \epsilon_t \\
 PRCS_t &= g_0 \cdot C_t + g_1 \cdot TR_t + g_2 \cdot PRFE_{t-1} + g_3 \cdot TIRBT_{t-1} + g_4 \cdot TARCS_{t-1} + \epsilon_t
 \end{aligned} \tag{3.1.2}$$

Kavussanos (1996) trouve que les retards de la variable dépendante sont significatives dans l'explication du prix des pétroliers et que des effets *ARCH* sont détectés dans les résidus de

regression. Il est donc fort possible que les variables explicatives des modèles (3.1.2) soient insuffisantes pour rétablir les conditions de sphéricité des résidus et que l'ajout de d'autres variables explicatives soit nécessaire. Pour vérifier cette hypothèse, il faut d'abord passer aux tests de cointégration et de forme fonctionnelle.

3.2. TESTS DE COINTÉGRATION

Les résidus de régression de nos modèles se doivent d'être stationnaires, ou intégrés d'ordre 0, $I(0)$, pour pouvoir interpréter les t -Student adéquatement. Si cette condition n'est pas satisfaite, alors on dira que les régressions sont fallacieuses (*spurious*) et que les t -Student sont invalides. Le principe derrière la cointégration est que des résidus de régression stationnaires peuvent être obtenu à partir d'un modèle formé de séries non-stationnaires, ou intégrés d'ordre 1 ou plus, $I(1$ ou plus). Des séries cointégrées ont un rythme de croissance identique alors que des séries stationnaires affichent un rythme de croissance nul ce qui veut dire qu'elles tendront vers leur moyenne au fur et à mesure que le nombre d'observations dans l'échantillon augmente.

Pour déterminer si les séries sont cointégrées et les résidus stationnaires, on a recours au test modifié de racine unitaire Dickey-Fuller (1979) qui consiste à former un modèle $AR(1)$ avec les résidus, e_t , de la régression de cointégration (3.2.1):

$$PR_t = \sum_{i=0}^k g_i \cdot X_{it} + \epsilon_t \quad \Rightarrow \quad e_t = \rho \cdot e_{t-1} + v_t \quad (3.2.1)$$

où X_{it} est la matrice de premiers retards des variables structurelles et $k=4$. Notons que l'équation (3.2.1) est également testée dans sa forme logarithmique. Il faut ensuite tester l'hypothèse nulle: $H_0: \rho=1$ qui sera rejetée sur la base d'un t -test à une queue si $t \leq \tilde{t}_c$ (Engle et Yoo (1987)). Pour ce faire, il faut soustraire e_{t-1} des deux côtés de l'équation (3.2.1) pour obtenir l'équation (3.2.2):

$$\Delta e_t = e_t - e_{t-1} = (\rho - 1)e_{t-1} + v_t \quad (3.2.2)$$

Les résultats de ces tests apparaissent dans le tableau 3.1 et ils révèlent que les modèles en prix réels pour les plus petits navires, soit *PRHM* et *PRHM*, génèrent des résidus qui ne sont pas stationnaires. Autrement dit, les séries ne sont pas cointégrés et l'interprétation des *t*-Student est invalide puisque les régressions sont fallacieuses *ie.* chaque série croît à son propre rythme. Pour les plus gros navires, *PRPM* et *PRCS*, c'est l'inverse qui se produit et donc les *t*-Student sont interprétables comme à l'habitude. De plus Stock (1987) montre que les estimateurs moindres carrés du modèle (3.2.2) convergent plus rapidement quand les séries sont cointégrés.

Tableau 3.1 :
Résultats des tests de cointégration.

Forme vectorielle des modèles de l'équation (3.2.1)	Statistiques					Équ. (3.2.2)
	<i>glm</i>	<i>ff</i>	<i>jb</i>	<i>blm</i>	<i>ch</i>	<i>t</i> -Student
<i>prix réel</i>						
<i>PRHS</i> = $f[C, TR, PRPH(-1), TIRBT(-1), TARHS(-1)]$	60	.49	1.5	.40	12	-1.9
<i>PRHM</i> = $f[C, TR, PRCH(-1), TIRBT(-1), TARHM(-1)]$	26	1.8	4.9	11	1.1	-4.2
<i>PRPM</i> = $f[C, TR, PRBL(-1), TIRBT(-1), TARPM(-1)]$	135	2.8	6.5	9.9	18	-4.8
<i>PRCS</i> = $f[C, TR, PRFE(-1), TIRBT(-1), TARCS(-1)]$	136	40	6.1	24	86	-4.5
<i>ln(prix réel)</i>						
$\ln(PRHS)$ = $f[C, TR, \ln(PRPH(-1)), \ln(TIRBT(-1)), \ln(TARHS(-1))]$	59	.02	3.5	.84	19	-2.3
$\ln(PRHM)$ = $f[C, TR, \ln(PRCH(-1)), \ln(TIRBT(-1)), \ln(TARHM(-1))]$	28	8.1	10	2.1	.77	-3.9
$\ln(PRPM)$ = $f[C, TR, \ln(PRBL(-1)), \ln(TIRBT(-1)), \ln(TARPM(-1))]$	145	7.2	43	.40	14	-4.3
$\ln(PRCS)$ = $f[C, TR, \ln(PRFE(-1)), \ln(TIRBT(-1)), \ln(TARCS(-1))]$	114	3.9	5.1	3.8	40	-5.4

Source: Engle et Yoo (1987, p.157). La valeur critique est -4.0 pour $T=200$, au seuil de 1%.

Les autres statistiques indiquent que les conditions de sphéricité des résidus ne sont pas satisfaites. Par exemple, l'autocorrélation est présente dans tous les résidus comme en témoigne *glm* alors que *blm* détecte de l'hétéroscédasticité dans les résidus de certains modèles.

3.3. FORMES FONCTIONNELLES

3.3.1. La transformation de Box-Cox

La spécification de la forme fonctionnelle est sans doute la partie la plus importante de la modélisation et les résultats de la section précédente semble dicter qu'il est mieux de travailler en logs puisque les résidus générés sont homoscedastiques. Dans cette section, cette hypothèse sera validée, ou rejetée, par la méthode de Box et Cox (1964). La transformation de Box-Cox sur une variable s'écrit:

$$PR_t \Rightarrow P\check{R}_t = \frac{PR_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad (3.3.1)$$

alors que le modèle de régression transformé s'écrit:

$$PR_t = \sum_{i=0}^k g_i \cdot X_{it} + \epsilon_t \Rightarrow P\check{R}_t = \sum_{i=0}^k g_i \cdot \check{X}_{it} + \epsilon_t \quad (3.3.2)$$

où \check{X}_{it} contient les variables transformées de X_{it} et sa forme est dite non-linéaire dès que $\lambda \neq 1$. Pour obtenir la forme fonctionnelle adéquate d'un modèle et établir le propre lien entre les variables, il s'agit d'estimer l'équation (3.3.2) par maximum de vraisemblance, *MLE*.

3.3.2. Le test du ratio de vraisemblance

Les formes linéaires ($\lambda=1$), réciproques ($\lambda=-1$), et log-linéaires ($\lambda=0$) sont les plus populaires puisque d'autres valeurs de $\hat{\lambda}$ compliquent l'interprétation des variables. La statistique du test, *lhs*, est utilisée pour évaluer l'ampleur de l'erreur que l'on commet en utilisant une des formes

populaires plutôt que la forme optimale obtenue par *MLE*. Les résultats apparaissent dans le tableau 3.2 où le logarithme de la fonction de vraisemblance, LnL , est calculé pour les trois formes de l'équation (3.3.2). C'est uniquement pour le *HS* que le test rejette la forme linéaire puisque dans les autres cas, les deux formes sont acceptées.

Tableau 3.2 :
Résultats des tests du ratio de vraisemblance.

Symbole	Définition et forme fonctionnelle	<i>PHS</i>	<i>PHM</i>	<i>PPM</i>	<i>PCS</i>
LnL_1	valeur du LnL pour la forme linéaire.	-128	-112	-524	-607
LnL_0	valeur du LnL pour la forme log-linéaire.	54	56	25	24
$LnL_{\hat{\lambda}}$	valeur du LnL pour la forme non-linéaire.	-123	-117	1185	-621
$\hat{\lambda}$	valeur de λ obtenue par <i>MLE</i> qui maximise la fonction vraisemblance.	1.02	.98	-2.9*	.97
lhs_1	valeur du test de ratio de vraisemblance : $-2(LnL_1 - LnL_{\hat{\lambda}}) \sim \chi_1^2$.	10	-10	3418	-28
lhs_0	valeur du test de ratio de vraisemblance : $-2(LnL_0 - LnL_{\hat{\lambda}}) \sim \chi_1^2$.	-354	-346	2320	-1290

source: Greene(1993, p.334). * l'estimateur ne converge pas.

3.4. CONCLUSION

La forme log-linéaire des modèles *PPM* et *PCS* génère des résidus homoscédastiques et c'est donc cette forme qui sera utilisée, a priori, pour le reste du travail. La prochaine étape dans le cas de ces deux navires est d'introduire des retards de la variable dépendante dans le modèle pour éliminer l'autocorrélation dans les résidus. Du côté des plus petits navires, il faut résoudre les problèmes de non-stationnarité et d'autocorrélation des résidus. La façon courante de procéder pour rétablir la stationnarité est de reprendre l'estimation du modèle en utilisant les premières différences des variables. La détection et la correction de l'autocorrélation peut ensuite prendre place avec les résidus de cette nouvelle regression. On peut aussi commencer par corriger l'autocorrélation en espérant que ces nouvelles variables contribueront à générer de nouveaux résidus stationnaires.

4. FAMILLE DE MODÈLES *ARCH/GARCH*

4.1. HÉTÉROSCÉDASTICITÉ CONDITIONNELLE

4.1.1. La définition de la variance conditionnelle

Les résultats de la section précédente montrent qu'en utilisant les log-prix, on réussi à rétablir l'homoscédasticité dans les résidus. Notons que cette condition est nécessaire pour pouvoir interpréter les statistiques du modèle *MCO* correctement et d'en tirer des conclusions valides. Il est aussi vrai de dire qu'homoscédasticité des résidus est synonyme de variance inconditionnelle constante.

Il existe un deuxième type de variance, la variance conditionnelle, qui peut nécessiter une modélisation ou une correction en vue de rétablir l'homoscédasticité conditionnelle. Pour savoir s'il l'on doit s'en préoccuper, il faut d'abord détecter la présence d'effets *ARCH* dans les résidus. Pour ce faire, on commence par inspection visuelle du graphique des résidus. En principe, des résidus stationnaires et homoscédastiques dans la variance conditionnelle seront automatiquement homoscédastiques dans la variance inconditionnelle et ils tourneront autour de zéro avec des déviations aléatoires. Similairement, si on prenait cette même série de résidus en distribution de fréquences, on obtiendrait une distribution presque normale.

Cependant, si les résidus sont stationnaires et homoscédastiques dans la variance inconditionnelle mais qu'ils sont hétéroscédastiques dans la variance conditionnelle, ils tourneront autour de zéro sauf que les déviations seront moins aléatoires. Il apparaîtra à certains endroits des groupements de déviations qui partagent les mêmes caractéristiques au niveau du signe et de l'ampleur. Pour rétablir

l'homoscédasticité conditionnelle, on doit modéliser la relation que existe entre l'ampleur des résidus présents et passés. Quant aux effets *ARCH*, ils sont le reflet de cette dépendance et c'est leur présence qui cause le phénomène de groupement.

4.1.2. Le test pour les effets *ARCH*

Engle (1982) présente un test du multiplicateur lagrangien pour le processus *ARCH* versus l'hypothèse nulle d'homoscédasticité conditionnelle. La statistique, ξ_{lma} , est obtenue en multipliant le nombre d'observations, T , par le R^2 de la regression des résidus carrés, e_t^2 , sur une constante et leur premier retard, e_{t-1}^2 . En utilisant les résidus obtenus à partir des huit regressions du tableau 3.1, on peut calculer les ξ_{lma} . Les résultats apparaissent dans le tableau 4.1 et montrent que des effets *ARCH* sont détectés dans toutes les séries donc, ceci nécessitera une modélisation de leurs variances conditionnelles.

Tableau 4.1 :

Tests pour les effets *ARCH* dans les résidus des modèles du tableau 3.1.

	<i>PRHS</i>	<i>PRHM</i>	<i>PRPM</i>	<i>PRCS</i>	$\ln(\text{PRHS})$	$\ln(\text{PRHM})$	$\ln(\text{PRPM})$	$\ln(\text{PRCS})$
ξ_{lma}	50	17	68	54	45	20	111	35

4.1.3. La spécification de la variance conditionnelle

Engle (1982) propose une famille de modèles *ARCH* pour traiter ces problèmes d'hétéroscedasticité dynamique en plus de capter le phénomène de groupement (*clustering*) des volatilités et les propriétés leptokurtiques des données financières. Le modèle *ARCH*(q) d'Engle (1982), s'écrit:

$$\begin{aligned}
 PR_t &= \sum_{i=0}^k g_i X_{i,t-1} + \epsilon_t \\
 \epsilon_t &= u_t [h_t]^{1/2} = u_t \left[\alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 \right]^{1/2}
 \end{aligned} \tag{4.1.1}$$

où $u_t \sim N(0,1)$. Étant donné que h_t est une équation de variance qui ne peut être négative, il faut que $\alpha_0, \alpha_i \geq 0$ dans le modèle $ARCH(1)$. De plus, pour assurer la stationnarité de h_t , il faut que $\sum_{i=1}^q \alpha_i < 1$. Le MLE des paramètres $ARCH$ est non-linéaire et peut être obtenu en résolvant les conditions de premier ordre par rapport à α_1 et a_n . Le LnL prend la forme suivante:

$$LnL = -\left(\frac{T-q}{2}\right) \ln(2\pi) - \sum_{t=q}^T \ln(h_t) - \frac{1}{2} \sum_{t=q}^T \frac{\epsilon_t^2}{h_t} \tag{4.1.2}$$

Notons qu'il existe aussi un estimateur plus simple qui est basé sur l'estimateur des moindres carrés généralisés réalisables en quatre étapes (*four-step FGLS*) *eg.* Greene (1993, p.440). Bollerslev (1986) propose une structure plus flexible du modèle $ARCH(q)$, soit le $ARCH$ généralisé, $GARCH(p,q)$, où les valeurs antérieures de la variance conditionnelle ont un impact sur h_t :

$$\begin{aligned}
 PR_t &= \sum_{i=0}^k g_i X_{i,t-1} + \epsilon_t \\
 \epsilon_t &= u_t [h_t]^{1/2} = u_t \left[\alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i}^2 \right]^{1/2}
 \end{aligned} \tag{4.1.3}$$

Nelson et Cao (1992) déterminent que pour respecter la non négativité de la variance dans le modèle $GARCH(1,1)$, il faut que $\alpha_0, \alpha_1, \beta_1 \geq 0$, et pour en assurer la stationnarité, il faut que $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{i=1}^p \beta_i < 1$.

L'identification du processus $ARCH/GARCH$ approprié est basée sur les fonctions d'autocorrélation des résidus carrés, e_t^2 , du modèle structurel estimé *eg.* Weiss (1984) et Bollerslev (1986). La méthode est similaire à celle développée par Box et Jenkins (1976) pour les processus $ARMA$. Depuis Bollerslev (1986), plusieurs travaux empiriques ont utilisé cette méthode et proposé de nouvelles formes de la variance conditionnelle pour modéliser la structure rendement-risque d'actifs financiers, de taux d'intérêt, de taux de change, etc.

5. SÉLECTION DES MODÈLES

5.1. CORRECTION POUR L'AUTOCORRÉLATION

Jusqu'à présent, les statistiques utilisées dans les deux sections précédentes ont indiqué que les résidus des modèles de régression affichés dans le tableau 3.1 contiennent des effets *ARCH* et qu'ils sont autocorréllés. De plus, les modèles pour les plus petits navires génèrent des résidus non-stationnaires. Si l'on poursuivait ce travail avec ces modèles, il faudrait d'abord refaire les régressions en utilisant les premières différences de ces variables et ensuite refaire la batterie de tests avec ses nouveaux modèles pour voir si l'on doit modéliser leurs variances conditionnelles. Ceci demande beaucoup de travail et peut être évité en s'attaquant immédiatement au problème d'autocorrélation dans ces modèles.

Pour ce faire, il s'agit d'introduire un ou plusieurs retards de la variable dépendante au sein de X_{it} . Dans l'étude de Kavussanos (1996), plusieurs retards des variables dépendantes sont significatifs dans l'explication de celle-ci, or il ne serait pas surprenant que les mêmes phénomènes se produisent ici. Le tableau 5.1 affiche les résultats de ces nouveaux modèles structurels autorégressifs.

On remarque que les résultats sont beaucoup mieux qu'auparavant. Le premier retard de la variable dépendante est suffisant pour obtenir des résidus stationnaires, non-autocorréllés et homoscedastiques pour les plus petits navires. Dans le cas des gros navires, il faut de trois à quatre retards pour éliminer complètement l'autocorrélation dans les résidus. Les effets *ARCH* sont éliminés par l'ajout de ces variables ce qui nous évite de modéliser la variance conditionnelle avec les modèles *ARCH/GARCH*. On note aussi une amélioration considérable au niveau du R^2 et du ff qui, maintenant, accepte les formes fonctionnelles log-linéaires des modèles *PRHS*, *PRHM* et *PRPM* et la forme linéaire pour le *PRCS*.

4.1.4. La spécification de la densité conditionnelle des résidus

Bien que l'hétéroscédasticité soit souvent associée aux données de coupe transversale, des analyses de données macroéconomiques ont démontré que les variances de certaines séries chronologiques sont moins stables que prévues *eg.* Engle (1982). Le phénomène de groupement suggère une forme d'hétéroscédasticité dans laquelle la variance de l'erreur présente dépend de la taille de l'erreur précédente. En notant, Ψ_{t-1} , l'ensemble d'information disponible au temps t , la densité conditionnelle des résidus s'écrit $\epsilon_t | \Psi_{t-1} \sim N(0, h_t)$. Ce résultat est obtenu à partir de l'équation (4.1.4) et on dira que, conditionnelle à Ψ_{t-1} , la variance de ϵ_t est hétéroscédastique.

$$Var[\epsilon_t | \Psi_{t-1}] = E[\epsilon_t^2 | \Psi_{t-1}] = E[u_t^2] \left[\alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \cdot \epsilon_{t-i}^2 \right] = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \cdot \epsilon_{t-i}^2 = h_t \quad (4.1.4)$$

D'autre part, les conditions de stationnarité assurent que la variance inconditionnelle de ϵ_t respecte les hypothèses classiques du modèle des MCO *ie.* homoscedastique. La densité inconditionnelle des résidus s'écrit $\epsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$. Ce deuxième résultat est obtenu à partir de l'équation (4.1.5).

$$Var[\epsilon_t] = [Var[\epsilon_t | \Psi_{t-1}]] = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \cdot E[\epsilon_{t-i}^2] = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \cdot Var[\epsilon_{t-i}] = \alpha_0 \left[1 - \sum_{i=1}^p \alpha_i \right]^{-1} = \sigma^2 \quad (4.1.5)$$

4.1.5. La spécification de la distribution conditionnelle

La forme de la distribution conditionnelle des rendements procure de l'information sur le risque de l'actif. L'hypothèse de normalité des erreurs n'était pas en mise en cause jusqu'à l'apparition de l'article de Fama (1965) qui montrait des queues plus épaisses et des pointes plus pointues pour certains actifs. De là, plusieurs auteurs ont essayé de décrire ces variables à l'aide de d'autres distributions comme la t -distribution.

Tableau 5.1 :
Résultats pour les modèles structurels autorégressifs.

$\ln(PRHS_t) = -.0303 - .0016 \times TR_t + .9344 \times \ln(PRHS_{t-1}) - .0862 \times \ln(PRPH_{t-1}) - .0961 \times \ln(TRIBT_{t-1}) + .0743 \times \ln(TARHS_{t-1}) + e_t$									
$R^2 = .913$	$SSR = .098$	$glm = 4.37$	$ff = .447$	$jb = 51$	$blm = .932$	$ch = 3.10$	$\xi_{lma} = .029$	$t322^* = 7.0$	
$\ln(PRHM_t) = -.8531 - .0044 \times TR_t + .7441 \times \ln(PRHM_{t-1}) - .0798 \times \ln(PRCH_{t-1}) - .0159 \times \ln(TRIBT_{t-1}) + .1051 \times \ln(TARHM_{t-1}) + e_t$									
$R^2 = .978$	$SSR = .184$	$glm = 6.83$	$ff = .001$	$jb = 108$	$blm = .089$	$ch = .572$	$\xi_{lma} = .001$	$t322 = 6.6$	
$\ln(PRPM_t) = .0913 - .0001 \times TR_t + 1.2659 \times \ln(PRPM_{t-1}) - .3279 \times \ln(PRPM_{t-2}) + .1766 \times \ln(PRPM_{t-3}) + .1256 \times \ln(PRPM_{t-4}) - .0200 \times \ln(PRBL_{t-1}) - .0046 \times \ln(TRIBT_{t-1}) - .0060 \times \ln(TARPM_{t-1}) + e_t$									
$R^2 = .981$	$SSR = .552$	$glm = 8.32$	$ff = .975$	$jb = 69$	$blm = 3.92$	$ch = 2.26$	$\xi_{lma} = .216$	$t322 = 14$	
$PRCS_t = 1.4078 - .0026 \times TR_t + 1.2551 \times PRCS_{t-1} - .3002 \times PRCS_{t-2} + .0022 \times PRFE_{t-1} - .1420 \times TRIBT_{t-1} + .1618 \times TARCS_{t-1} + e_t$									
$R^2 = .983$	$SSR = 285$	$glm = 3.38$	$ff = .51$	$jb = 323$	$blm = .661$	$ch = 2.34$	$\xi_{lma} = .006$	$t322 = 15$	

* $t322$ est la statistique t -Student de l'équation (3.2.2).

5.2. AMÉLIORATION DES MODÈLES

Bien que les modèles du tableau 5.1 sont nettement supérieurs à ceux du tableau 3.1, la méthode utilisée pour obtenir les modèles (5.1) permet l'ajout de retards supplémentaires. Il s'agit donc de tester si l'on peut améliorer davantage les modèles (5.1) en introduisant d'autres variables structurelles retardées. C'est au moyen d'un F -test que l'on vérifiera si l'ajout d'une ou plusieurs variables améliore significativement nos modèles (5.1). La statistique du test est donnée par l'équation suivante:

$$F = \frac{(SSR_r - SSR_l) / r}{SSR_l / (T - k)} \sim F_{(r, T - k)} \quad (5.2.1)$$

où r , T , k sont respectivement le nombre de restrictions, d'observations et de variables explicatives dans X_{it} . SSR_c et SSR_f sont respectivement la somme des résidus carrés des modèles contraints et non-contraints. L'hypothèse nulle est que les deux modèles sont équivalents et on dira que le modèle non-contraint, qui doit être niché, est significativement meilleur pour expliquer la réalité que le modèle contraint initial si le test rejette la statistique.

Le tableau 5.2 affiche les modèles choisis pour les prévisions de la prochaine section. On note que pour $PRHM$ et $PRCS$, ce sont les modèles contraints (5.1) qui sont choisis alors que pour les $PRHS$ et $PRPM$, on améliore significativement les modèles (5.1) en enlevant les restrictions sur certains retards, notamment le deuxième retard du log-taux d'intérêt réel. Les statistiques F pour ces deux modèles sont de 10.35 et 5.06 respectivement, ce qui est significatif à n'importe quel niveau.

Tableau 5.2 :
Résultats pour les modèles structurels autoregressifs améliorés.

$\ln(PRHS_t) = -.2371 - .0014 \times TR_t + .9246 \times \ln(PRHS_{t-1}) + .1478 \times \ln(PRPH_{t-1}) + .2308 \times \ln(TRIBT_{t-1}) - .3328 \times \ln(TRIBT_{t-2}) + .0726 \times \ln(TARHS_{t-1}) + e_t$									
$R^2 = .923$	$SSR = .085$	$glm = 4.74$	$ff = 1.322$	$jb = 21$	$blm = 1.79$	$ch = 2.60$	$\xi_{lma} = .006$	$t322 = 7.3$	
$\ln(PRHM_t) = -.8531 - .0044 \times TR_t + .7441 \times \ln(PRHM_{t-1}) - .0798 \times \ln(PRCH_{t-1}) - .0159 \times \ln(TRIBT_{t-1}) + .1051 \times \ln(TARHM_{t-1}) + e_t$									
$R^2 = .978$	$SSR = .184$	$glm = 6.83$	$ff = .001$	$jb = 108$	$blm = .089$	$ch = .572$	$\xi_{lma} = .001$	$t322 = 6.6$	
$\ln(PRPM_t) = .1089 - .0001 \times TR_t + 1.2483 \times \ln(PRPM_{t-1}) - .3102 \times \ln(PRPM_{t-2}) + .1690 \times \ln(PRPM_{t-3}) - .1188 \times \ln(PRPM_{t-4}) - .0224 \times \ln(PRBL_{t-1}) + .1308 \times \ln(TRIBT_{t-1}) - .1419 \times \ln(TRIBT_{t-2}) - .0028 \times \ln(TARPM_{t-1}) + e_t$									
$R^2 = .981$	$SSR = .537$	$glm = 4.38$	$ff = .905$	$jb = 61$	$blm = 3.65$	$ch = 2.11$	$\xi_{lma} = .004$	$t322 = 14$	
$PRCS_t = 1.4078 - .0026 \times TR_t + 1.2551 \times PRCS_{t-1} - .3002 \times PRCS_{t-2} + .0022 \times PRFE_{t-1} - .1420 \times TRIBT_{t-1} + .1618 \times TARCS_{t-1} + e_t$									
$R^2 = .983$	$SSR = 285$	$glm = 3.38$	$ff = .51$	$jb = 323$	$blm = .661$	$ch = 2.34$	$\xi_{lma} = .006$	$t322 = 15$	

6. PRÉVISIONS

6.1. PRÉVISIONS SUR L'ÉCHANTILLON COMPLET

Les modèles de la section précédente seront utilisés pour faire des prévisions sur les prix des navires. Pour l'investisseur, ces prévisions lui permettront de vendre un navire dont le prix est prévu de chuter ou encore, d'acheter un navire dont le prix est prévu d'augmenter. Pour obtenir ces prévisions, il s'agit d'abord d'effectuer les transformations nécessaires pour retrouver la forme initiale des variables, c'est-à-dire des prix réels, puis à incrémenter les équations d'une période dans le futur. On aura par exemple,

$$PRCS^*_{t+1} = 1.4078 - .0026 \times TR_{t+1} + 1.2551 \times PRCS_t - .3002 \times PRCS_{t-1} + .0022 \times PRFE_t - .1420 \times TRIBT_t + .1618 \times TARCS_t + e_t \quad (6.1.1)$$

L'intérêt du modèle repose sur sa qualité de prévoir les changements de prix ce qui veut dire qu'il doit faire mieux qu'une marche aléatoire pour laquelle la meilleure prévision du prix futur est le prix présent. Pour vérifier si le modèle possède cette qualité, on comparera la corrélation des premières différences entre les prix prévus et observés, CP , à la corrélation des premières différences entre les prix passés et observés, CM . Les équations de ces deux statistiques s'écrivent:

$$CP = corr(PR_t^* - PR_{t-1}^*, PR_t - PR_{t-1}) \quad \text{et} \quad CM = corr(PR_{t-1} - PR_{t-2}, PR_t - PR_{t-1}) \quad (6.1.2)$$

Les résultats sont présentés dans le tableau 6.1 et ils indiquent que les modèles $PRHS$ et $PRHM$ génèrent des premières différences plus corrélées aux premières différences des prix observés que la marche aléatoire. En terme de prévisions, ceci veut dire que le modèle génère un cheminement

des prix prévus plus semblable au cheminement des prix observés que la marche aléatoire. Pour le *PRPM* et *PRCS*, la marche aléatoire semble être un outil équivalent et même meilleur que nos modèles (5.2) ce qui concorde avec les propos de Hale et Vanags (1989). Bien que leur article porte sur la prévisibilité des taux d'affrètement, ils concluent que la marche aléatoire demeure le meilleur outil de prévision et que l'information qui circule dans l'industrie est utilisée de manière efficace. La forte corrélation qui existe entre les taux d'affrètement et les prix des navires d'occasion (Stopford (1997, p.101)) permet de conclure qu'à long terme, la meilleure prévision du prix futur est le prix présent comme c'est le cas avec les taux d'affrètement.

Tableau 6.1 :
Résultats comparatifs pour les corrélations des premières différences.

	<i>CPHS</i>	<i>CMHS</i>	<i>CPHM</i>	<i>CMHM</i>	<i>CPPM</i>	<i>CMPM</i>	<i>CPCS</i>	<i>CMCS</i>
%	35	32	24	22	32	31	35	38

6.2. CRITIQUE DE L'ARTICLE DE KAVUSSANOS (1996)

Plusieurs éléments ne semblent pas à leur place en commençant par les prix réels. Vu que les matières premières transportées sur les navires sont achetées par l'industrie manufacturière, on s'intéresse à un indice des prix à l'industrie. Par conséquent, il est erroné d'utiliser un indice des prix à la consommation, comme il le fait, puisque cet indice est biaisé par les taxes de vente et les taxes sur certains produits de consommation comme le tabac et l'alcool.

Dans sa section 4.2, Kavussanos trouve des résultats encourageants dans le sens où le prix du pétrole entre dans la modélisation des moments de deux de ses pétroliers. Il faut être sceptique à l'égard de ces résultats puisqu'il utilise les statistiques de Ljung-Box (1978), lb_b et \tilde{lb}_b , et de Durbin-Watson (1950), dw , dans des contextes inadéquats et omet les ξ_{ima} qui justifient la nécessité de la spécification *ARCH/GARCH* des variances conditionnelles.

Il incorpore aussi deux variables dichotomiques, cs et M , dans un cadre $ARCHX$ où cs reflète un changement structurel en prenant la valeur 0 avant Mars 1986 et 1 par la suite alors que M est une matrice $T \times 11$ dans laquelle chaque douzième rangée est constituée de zéros. Cette dernière est utilisée pour désaisonnaliser les données. Ces nouvelles variables semblent améliorer ses résultats sauf qu'elles créent de la collinéarité entre elles et la constante (Kennedy (1992, p.223). On devrait plutôt utiliser un test de Chow (1960) pour détecter un changement structurel. Une démarche semblable pourrait être utilisée pour comparer les vecteurs de coefficients des douze sous-périodes mensuelles.

Finalement, bien qu'il prend la peine d'expliquer l'importance de travailler avec des séries stationnaires, $I(0)$, aucune démarche n'est prise vis-à-vis les variables structurelles. Il note l'élimination des modèles $IARCH$ et la réduction de l'ordre de q , mais il obtient des valeurs de LnL plus faibles et des résidus standardisés $ARCH$, eh_t , moins normaux. Ceci laisse croire que ses résultats sont incorrectes puisqu'ils reposent sur des régressions fallacieuses.

7. CONCLUSION

Les sections de ce travail ont tenté de fournir à l'investisseur une méthode simple et robuste de modéliser le prix de vraquiers d'occasion. Le contexte utilisé est celui d'un propriétaire de vraquiers d'occasion dont les revenus proviennent en partie d'opérations navales mais surtout de transactions de navires. Bien comprendre ce processus d'achat-vente est fondamental vu les ressources qui y sont déployées. Quatre types de vraquiers, représentant chacune des catégories de tonnage, ont été étudiées dans le but de construire des modèles prévisionnels.

Les problèmes d'autocorrélation et de non-stationnarité des résidus des modèles structurels initiaux ont été résolus par l'ajout de retards de variables dépendantes. Ce processus a aussi permis de rétablir l'homocédasticité conditionnelle dans les résidus ce qui a évité la modélisation *ARCH* de la variance conditionnelle. La transformation de Box-Cox ne s'est pas avéré très utile dans la spécification de la forme fonctionnelle optimale et donc, celle-ci a été choisie en fonction des autres statistiques disponibles. Les modèles utilisés pour les prévisions ont été sélectionnés par *F*-tests traditionnels et ce, parmi des modèles nichés.

Finalement, des prévisions pour l'échantillon complet ont été générées à partir des modèles choisis pour ensuite être comparées aux résultats obtenus par un processus de marche aléatoire. La qualité du modèle repose sur son habileté à prévoir les changements de prix et ceci est quantifié par le coefficient de corrélation entre les premières différences des prix prévus et observés. Pour les petits navires dont l'échantillon est plus court, le modèle semble performer mieux que la marche aléatoire mais ceci n'est plus tout-à-fait vrai lorsque l'on regarde les plus gros navires dont l'échantillon est plus long. Dans ces deux derniers cas, on peut affirmer que l'information qui circule dans l'industrie est utilisée de manière efficace et qu'il n'y pas d'opportunités d'arbitrage. C'est d'ailleurs le résultat qui est proné par Hale et Vanags (1989) dans leur article sur les taux d'affrètement.

BIBLIOGRAPHIE

- Beenstock, M. et A. Vergottis (1989), "An econometric model of the world tanker market", *Journal of Transport Economics and Policy*, Septembre, p.339-356.
- Bera, A. et C. Jarque (1980), "Efficient tests for normality, heteroskedasticity and serial independence of regression residuals", *Economic Letters*, Vol.6, p.225-259.
- Bollerslev, T. (1986), "Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity", *Journal of Econometrics*, Vol.31, p.307-327.
- Box, G. et D. Cox (1964), "An analysis of transformations", *Journal of the Royal Statistical Society B*, p.211-243.
- Breusch, T. et A. Pagan (1979), "A simple test for heteroskedasticity and random coefficient variation", *Econometrica*, Vol.54, p.1287-1294.
- Chow, G. (1960), "Tests of equality between sets of coefficients in two linear regressions", *Econometrica*, vol.28, p.591-605.
- Dickey, D. et W. Fuller (1979), "Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root", *Journal of the American Statistical Association*, Vol.74, p.427-441.
- Durbin, J. et G. Watson (1950), "Testing for serial correlation in least squares regressions I", *Biometrika*, Vol.37, 1950, p.409-428.
- Engle, R. (1982), "Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation", *Econometrica*, Vol.50, No.4, Juillet, p.987-1007.
- Engle R. et B. Yoo (1987), "Forecasting and testing in co-integrated systems", *Journal of Econometrics*, Vol.5, p.143-150.
- Fama, E. (1965), "the behaviour of stock market prices", *Journal of Business*, Vol.38, p.34-105.
- Godfrey, L. (1978), "Testing against general autoregressive and moving average error models when regressors include lagged dependent variables", *Econometrica*, Vol.56, p.1293-1299.
- Greene, W. (1993), *Econometric Analysis*, 2ième édition, Macmillan, Toronto.

- Hale, C. et A. Vanags (1989), "Spot and period rates in the dry bulk market: some tests for the period 1980-1986", *Journal of Transport Economics and Policy*, Septembre, p.281-291.
- Kavussanos, M. (1996), "Price-risk modelling of different size vessels in the tanker industry using ARCH models", *Logistics and Transportation Review*, Vol.32, No.2, Juin, p.161-176.
- Kennedy, P. (1992), *A Guide to Econometrics*, 3ième édition, MIT Press, Cambridge.
- Ljung, G. et G. Box (1978), "On a measure of lack of fit in time series models", *Biometrika*, Vol.65, p.297-303.
- Markowitz, H. (1952), "Portfolio selection", *Journal of Finance*, Vol.7, p.77-91.
- Nelson, D. et C. Cao (1992), "Inequality constraints in the univariate GARCH model", *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol.10, p.229-235.
- Ramsey, J. (1969), "Tests for specification errors in classical linear least squares regression analysis", *Journal of the Royal Statistical Society B*, 1969, Vol.31, p.350-371.
- Stock, J.H. (1987), "Asymptotic properties of least squares estimators of cointegrating vectors", *Econometrica*, Vol.55, pp.1035-1056.
- Stopford, M. (1997), *Maritime Economics*, Routledge, Londres.