UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

PRÉVISION DU TAUX DE CHANGE

DANS UN ENVIRONNEMENT RICHE EN DONNÉES

MÉMOIRE
PRÉSENTÉ
COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN ÉCONOMIQUE

PAR
HAMIDOU MBAYE

Avril 2017

REMERCIEMENTS

La réalisation de ce mémoire a été possible grâce au concours de plusieurs personnes à qui je voudrais témoigner toute ma reconnaissance.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude et ma reconnaissance à mon directeur de mémoire, Monsieur Dalibor STEVANOVIĆ pour sa patience, sa disponibilité et surtout ses judicieux conseils et explications qui ont contribué à alimenter ma réflexion.

Je désire aussi remercier tout le corps professoral et administraif du département des Sciences Économiques de l'UQAM pour leur encadrement et les moyens mis à notre disposition. Ce fut d'une grande aide surtout pour des étudiants comme moi qui essayaient de concilier études et emploi.

J'exprime mes sincères remerciements à mes parents, mon frère Amadou, ma soeur Batouly et à toute ma famille (cousin(e)s, oncles, tantes, etc.) pour leurs constantes prières tout au long de mes études. Je n'oublie pas mon oncle Hamidou Abdoul ANNE qui m'a offert soutien et encouragement très tôt dans mes études.

Je voudrais exprimer ma reconnaissance envers les amis et collègues qui m'ont apporté leur soutien moral et intellectuel tout au long de mes études. Un grand merci à Hamzatou LY et son épouse, Houleye LY et Mor Codou GUEYE J'exprime un remerciement singulier à Badara Diouf NIASSE et à son épouse, Marième Soda DIOP pour m'avoir accueilli au Québec. Mes remerciements vont également à l'endroit de mon amie Awa NIASSE. Enfin, je tiens à témoigner toute ma gratitude et adresser un remerciement spécial à mon épouse, Fatimata Amadou NDEMANE pour son soutien sans faille. Elle a su bien s'occuper du foyer et de notre fils Ousmane pendant mes absences.

Une seule page de remerciements ne suffit pas pour témoigner toute ma reconnaissance envers les innombrables personnes qui, d'une façon ou d'une autre, ont influencé ma vie.

Merci à tous ceux, qui de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce mémoire.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS ii
LISTE DES FIGURES v
LISTE DES TABLEAUX vi
RÉSUMÉ vii
INTRODUCTION 1
CHAPITRE I
REVUE DE LITTÉRATURE 4
1.1 La marche aléatoire 4
1.2 Modèles classiques de prévision du taux de change 5
1.2.1 Parité non couverte des taux d'intérêt 5
1.2.2 Parité des pouvoirs d'achat 6
1.3 Modèles monétaires 7
1.4 Taux de change et règle de Taylor 8
1.5 Performance empirique du modèle à facteurs 10
1.6 Taux de change et prix des matières premières 11
CHAPITRE II
LES DONNÉES 12
CHAPITRE III
MÉTHODOLOGIE 16
3.1 Présentation du modèle à facteurs 17
3.1.1 La méthode des composantes principales 18
3.1.1.1 Procédure d'analyse par composantes principales 19
3.1.2 Détermination du nombre de facteurs 20
3.1.2.1 Critère d'information bayésien 20
3.1.2.2 Critère de Bai et Ng (2002) : 21
3.2 Indices de diffusion 22
3.3 Modèles de comparaison 24

3.4 Prévision 25

3.5 Mesures de performance 26

CHAPITRE IV
RÉSULTATS 29

4.1 Analyse factorielle préliminaire 29

4.2 Prévision du taux de change mensuel 36

4.3 Prévision du taux de change trimestriel 38

CONCLUSION 42

ANNEXE A
TABLEAU : DONNÉES 43

ANNEXE B
GRAPHIQUE : PRÉVISIONS 60

RÉFÉRENCES 62

LISTE DES FIGURES

Figure Page

4.1 Approche visuelle 30

4.2 Facteurs 31

B.1 Graphique des prévisions mensuelles 61

B.2 Graphique des prévisions trimestrielles 62

LISTE DES TABLEAUX

Tableau Page

4.1 Résultats du test statistique de Bai et Ng (2002) 32

4.2 Interprétation des séries macroéconomiques mensuelles 32

4.3 Interprétation des séries financières mensuelles 33

4.4 Interprétation des séries macroéconomiques trimestrielles 33

4.5 Interprétation des séries financières trimestrielles 34

4.6 Test de non causalité de Granger des séries mensuelles 35

4.7 Test de non causalité de Granger des séries trimestrielles 36

4.8 Prévision du taux de change mensuel 36

4.9 Ratio des erreurs quadratiques moyennes et des erreurs absolues moyennes pour les prévisions mensuelles 37

4.10 Prévision du taux de change trimestriel 38

4.11 Ratio des erreurs quadratiques moyennes et des erreurs absolues moyennes pour les prévisions trimestrielles 39

A.1 Liste des variables macroéconomiques 43

A.2 Liste des variables financières 52

RÉSUMÉ

Le but de cette étude est de comparer les performances des modèles à facteurs avec celles d'une marche aléatoire et d'un modèle ARMA(1,1) dans la prévision mensuelle et trimestrielle du taux de change CAD/USD. L'approche retenue est celle de Stock et Watson (2002). Pour ce faire, nous utilisons trois grands ensembles d'information : des données macroéconomiques américaines, des données financières américaines et des données canadiennes, soit un total de 406 variables. La période considérée s'étend de janvier 1976 à décembre 2011. Les prévisions mensuelles sont effectuées 1, 3, 6, 12, 18 et 24 mois à l'avance et celles qui sont trimestrielles 1, 2, 4, 6, 8 et 10 trimestres à l'avance. Les résultats obtenus ne s'éloignent pas de ceux trouvés dans la littérature, à savoir que le meilleur modèle en matière d'erreur quadratique moyenne et d'erreur absolue moyenne dépend de la fréquence des données et de l'horizon de prévision. Nous notons que la marche aléatoire garde sa réputation intacte, celle d'un modèle qui fait mieux que les modèles économiques dans la prévision du taux de change.

Mots clés : Modèles à facteurs, composantes principales, indices de diffusion, marche aléatoire, taux de change.

INTRODUCTION

L'objectif de ce mémoire est de prévoir le taux de change dans un environnement riche en données. Les taux de change subissent l'influence de divers facteurs macroéconomiques et financiers, mais aussi d'autres variables moins quantifiables comme les actions des spéculateurs ou encore les aléas de la conjoncture économique mondiale (guerres, embargos, sanctions imposées à l'économie d'un pays, etc.). Premièrement, des facteurs observables comme la masse monétaire, les taux d'intérêt, les taux d'inflation, la balance commerciale et la balance du compte courant, la dette publique, ou encore les prix de certaines matières premières connues pour être stratégiques, comme l'or et le pétrole, jouent un rôle prépondérant dans les fluctuations des taux de change. Deuxièmement, la spéculation sur une devise peut avoir des répercussions notables sur les niveaux de change. Le choix de faire nos prévisions dans un environnement riche en données est motivé par l'existence d'innombrables quantités de données macroéconomiques et financières susceptibles d'influencer les variations du taux de change. Elles sont produites, parfois à la seconde, grâce aux avancées technologiques que nous connaissons. En dépit de cela, beaucoup de prévisionnistes continuent d'utiliser des modèles s'appuyant sur des ensembles d'informations limités en étendant ceux-ci par l'ajout de variables dites exogènes comme régresseurs. Dans le modèle de marche aléatoire, on se sert seulement du passé d'une variable pour prévoir son futur. Toutefois, dans un environnement riche en données les dimensions trop larges des bases de données peuvent constituer des obstacles à la bonne estimation des paramètres et ainsi conduire à des prévisions moins précises. Cela rend les modèles moins optimaux et, de surcroît, ils perdent en attractivité.

Il existe une solution qui permet de réduire les dimensions des données avant d'effectuer les estimations. C'est la méthode d'analyse par composantes principales (ACP), utilisée notamment par Stock et Watson (2002) pour bâtir les modèles à indices de diffusion. Elle consiste à sélectionner un petit nombre de facteurs qui synthétisent l'information contenue dans un grand nombre de variables pour ensuite les ajouter à des modèles autorégressifs simples. En outre, Stock et Watson (2002) ont démontré que leur modèle faisait mieux que certains modèles univariés dans la prévision de variables macroéconomiques comme l'inflation. Engel *et al.* (2012) se sont servis des modèles à facteurs pour prévoir des taux de change. L'originalité de ce mémoire réside d'abord dans le fait que nous considérons à la fois séparément et conjointement de grandes bases de données macroéconomiques et financières en fréquence mensuelle et trimestrielle, ensuite parce que nous comparons les performances des modèles à indices de diffusion avec celles du modèle ARMA(1,1) [1].

Notre objectif est de mesurer la capacité de prévision du taux de change CAD/USD des modèles à indices de diffusion pour ainsi comparer leurs performances à celles de la marche aléatoire sans déviation (constante) qui, depuis Meese et Rogoff (1983), est réputée pour sa meilleure prédiction du taux de change, mais aussi à celles du modèle ARMA (1,1). Aussi, nous passons en revue un certain nombre de modèles que nous n'utilisons pas forcément, d'abord, par choix, et ensuite parce que des auteurs comme Rossi (2013) les ont trouvés moins performants que la marche aléatoire. Nous avons trois ensembles d'information : des données macroéconomiques américaines, des données macroéconomiques canadiennes et et des données financières américaines, puisque le taux de change est défini de façon bilatérale et que nous considérons que les influences aussi se doivent d'être bilatérales.

Nous évaluons la capacité de prévision hors échantillon du taux de change de

1. Autant que nous sachions, cela n'a pas été traité dans la littérature de la prévision du taux de change.

nos modèles, et ce, sur chaque horizon avec l'erreur quadratique moyenne de prévision (que nous noterons EQM)[2], l'erreur absolue moyenne de prévision (que nous noterons EAM)[3] et le test de Diebold et Mariano (1995).

Nos résultats indiquent que nos modèles à indices de diffusion ne font pas perdre toute sa réputation à la marche aléatoire. En effet, même si elle est parfois battue, elle remporte plus de victoires que ses concurrents. Le modèle ARMA (1,1) a souvent surpassé nos modèles à indices de diffusion, et ce, sur les deux fréquences de données considérées. En gros, on peut dire que l'erreur quadratique moyenne est moins favorable que l'erreur absolue moyenne à nos modèles à indices de diffusion. Cela nous fait dire que les performances de nos modèles dépendent de l'horizon de prévision, de la fréquence des données, mais également de la métrique utilisée.

Ce travail est divisé en quatre chapitres. Dans le premier, nous passons en revue une certaine littérature traitant du sujet et nous présentons brièvement les conclusions des auteurs. Le deuxième et le troisième chapitre sont respectivement consacrés à la présentation des données et à la méthodologie utilisée dans cet exercice de prévision du taux de change. Dans le dernier chapitre, nous présentons les résultats et nous terminons par une conclusion.

---

2. MSE, Mean Squared Error

3. MAE, Mean Absolute Error

CHAPITRE I

REVUE DE LITTÉRATURE

La désagrégation du système de Bretton Woods en 1971 sonna le glas du régime de changes fixes qui cède la place à celui de changes flexibles. Désormais, la prévision du taux de change devient un objet de recherche économique. Plusieurs auteurs se sont penchés sur le sujet, dont Meese et Rogoff (1983) ; ils ont fait de la marche aléatoire un modèle de référence en vantant ses performances dans la prévision du taux de change. Par la suite, d'autres auteurs se sont manifestés proposant, entre autres, des modèles monétaires, des modèles qui se servent de la règle de Taylor ou des prix des matières premières pour essayer de battre la marche aléatoire. Mais à ce jour, aucun modèle n'a réussi à la surpasser de façon nette sur tous les horizons.

1.1 La marche aléatoire

Le modèle de la marche aléatoire[1] est linéaire, simple et défini comme un processus dans lequel la valeur actuelle d'une variable se compose de sa valeur passée et d'un terme d'erreur identifié comme un bruit blanc. Il peut s'écrire comme suit :

$$s_t = s_{t-1} + \varepsilon_t. \tag{1.1}$$

1. Nous parlons ici de la marche aléatoire sans constante que Rossi (2013) trouve la plus difficile à surpasser comparativement à celle avec une constante.

où $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$. C'est le terme d'erreurs. Pour un processus de ce genre, la meilleure prévision qu'on peut obtenir de s_t pour la prochaine période est sa valeur passée, s_{t-1}.

Depuis Meese et Rogoff (1983), d'autres auteurs ont montré qu'il était difficile d'expliquer les fluctuations du taux de change par des fondamentaux macroéconomiques et, de ce fait, ont conclu que la marche aléatoire est le modèle qui prédit le mieux le taux de change comparativement aux autres modèles existants. Rossi (2005) trouve cela inquiétant, puisqu'elle considère que la marche aléatoire n'est pas un modèle économique.

1.2 Modèles classiques de prévision du taux de change

Parmi les modèles de prévision du taux de change, on trouve les modèles de parité non couverte des taux d'intérêt, de parité des pouvoirs d'achat, de prix ou encore d'inflation. Cependant, nous ne les utiliserons pas dans notre travail, d'autant plus que Rossi (2013) trouve qu'ils ne font pas meilleure figure que la marche aléatoire.

1.2.1 Parité non couverte des taux d'intérêt

La parité non couverte des taux d'intérêt [2] est une hypothèse postulant que la différence entre les taux d'intérêt de deux pays est égale à la variation anticipée des taux de change entre leurs monnaies. Cette relation de parité couverte des taux d'intérêt peut s'écrire comme suit :

$$E_t\left(s_{t+h} - s_t\right) = \alpha + \beta\left(i_{t+h} - i^*_{t+h}\right), \tag{1.2}$$

2. Si la parité non couverte des taux d'intérêt tient, des investisseurs devront être indifférents à investir dans l'une ou l'autre monnaie de ces deux pays puisque le rendement sur le taux de change ajusté sera le même.

où s_t est le taux de change, h l'horizon de prévision, i_{t+h} est le taux d'intérêt national et i^*_{t+h} le taux d'intérêt étranger.

La parité couverte des taux d'intérêt a été très largement utilisée dans la littérature pour prévoir le taux de change. Cependant, dans cet exercice, elle a rarement mieux brillé que la marche aléatoire. À ce propos, Meese et Rogoff (1988) trouvent que ce modèle n'est pas meilleur que la marche aléatoire. Quant à Alquist et Chinn (2008), ils ont conclu que, pour la plupart des horizons de prévision, le modèle de parité non couverte des taux d'intérêt performait aussi bien que la marche aléatoire, mais qu'il ne la surclassait que pour un horizon d'un trimestre à l'avance. Rossi (2013) considère que même si le modèle de parité non couverte des taux d'intérêt semblait bien se comporter à court terme (un mois à l'avance), il n'avait pas de succès à long terme (quatre ans à l'avance).

1.2.2 Parité des pouvoirs d'achat

Le modèle de parité des pouvoirs d'achat révèle que, sur des marchés compétitifs, sans coûts de transport et sans barrières officielles aux échanges, des biens identiques commercialisés dans des pays différents devraient être vendus au même prix lorsque celui-ci est exprimé dans la même monnaie. C'est la loi du prix unique. En représentant, en logarithme, l'indice des prix domestiques et étrangers par p et p^*, respectivement, on peut illustrer le modèle de parité des pouvoirs d'achat de la façon suivante :

$$s_t = \alpha + \beta\,(p_t - p^*_t) + \varepsilon_t, \tag{1.3}$$

où $\alpha = 0$ et $\beta = 1$.

C'est aussi un modèle de prévision du taux de change. À ce propos, Lothian et McCarthy (2003) ont conclu que la parité des pouvoirs d'achat fournissait à long terme une bonne description du comportement réel du taux de change.

Toutefois, d'autres auteurs défendent un point de vue contraire. On peut citer Cheung *et al.* (2005), lesquels arguent que ce modèle ne donne pas de meilleurs résultats à long terme et que la marche aléatoire lui dame le pion à court terme. Rossi (2013) appuie leur argument en défendant l'idée que le modèle de parité des pouvoirs d'achat possède une capacité de prévision très limitée à long terme. Entre ces deux camps s'insèrent Engel *et al.* (2007) qui trouvent que ses performances sont très similaires à celles de la marche aléatoire à court terme.

1.3 Modèles monétaires

En vertu du modèle monétaire, avec et sans rigidités de prix, les fluctuations bilatérales du taux de change nominal devraient refléter les mouvements relatifs de la monnaie, de la production, des prix et des taux d'intérêt.

Il existe un modèle monétaire avec prix flexibles et un autre avec prix rigides. Le premier, fondé sur la demande réelle de monnaie de deux pays, suppose la parité des pouvoirs d'achat. Il est représenté comme suit :

$$s_t = \eta \left(i_{t+1} - i^*_{t+1}\right) - \phi \left(y_t - y^*_t\right) + \left(m_t - m^*_t\right), \tag{1.4}$$

où i_{t+1} est le taux d'intérêt nominal, y_t la production, et m_t représente la masse monétaire. Les variables avec astérisques sont celles du pays étranger[3].

Si certains auteurs trouvent que ce modèle donne des résultats négatifs dans la prévision du taux de change, d'autres lui accordent du crédit, spécialement pour une prévision à court terme. Meese et Rogoff (1983) sont convaincus de la difficulté pour un tel modèle de l'emporter sur la marche aléatoire, notamment pour un horizon d'un mois à l'avance. Taylor (1995) et Rossi (2005) arrivent à la même conclusion. À l'inverse, Rossi (2013) juge que ce modèle peut bien battre la marche aléatoire pour une prévision d'un mois, mais peinerait à la

3. Voir Rossi (2013); Meese et Rogoff (1982).

surpasser dans le cas d'une prévision à horizon plus long.

Le deuxième modèle monétaire est obtenu par l'ajout au premier modèle d'un différentiel de prix ou de taux d'inflation, $(p_t - p_t^*)$. Il suppose la parité des pouvoirs d'achat à long terme, mais avec des rigidités à court terme. On pourrait l'énoncer comme suit :

$$s_t = \eta \left(i_{t+1} - i_{t+1}^*\right) - \phi \left(y_t - y_t^*\right) + \left(m_t - m_t^*\right) + \zeta \left(p_t - p_t^*\right). \tag{1.5}$$

MacDonald et Taylor (1992) jugent qu'en imposant une condition d'équilibre de long terme, le modèle monétaire serait plus efficace que la marche aléatoire sur tous les horizons.

1.4 Taux de change et règle de Taylor

Taylor (1993) propose de représenter la politique monétaire autour d'une formulation algébrique qui pourrait s'apparenter à une règle, connue encore aujourd'hui sous le nom de "règle de Taylor", formulée comme suit :

$$r_{t+1} = \phi \left(\pi_t - \pi^*\right) + \gamma y_t + r^+, \tag{1.6}$$

où π_t est le taux d'inflation, π^* la cible d'inflation, y_t la déviation, en pourcentage, du PIB réel observé par rapport à une estimation de son niveau potentiel, r^+ le niveau d'équilibre du taux d'intérêt réel et $r_{t+1} \equiv i_{t+1} - \pi_{t+1}$ est le taux d'intérêt réel défini comme la différence entre le taux d'intérêt nomal, i_t, et le taux d'inflation, π_t.

En poursuivant divers objectifs, d'autres auteurs comme Molodtsova et Papell (2009) [4] s'en sont inspirés. Ils regroupent les variables π^* et r^+dans $\mu = r^+ - \phi\pi^*$

4. Molodtsova et Papell (2009)ont examiné les liens entre le taux de change et certains fondamentaux lorsque la banque centrale fixe le taux d'intérêt selon la règle de Taylor. Ils ont modifié cette dernière pour y inclure le taux de change réel en tenant compte du fait que les banques centrales ne veulent pas dépasser leur taux d'intérêt cible. De plus, ils supposent

et rajoutent un taux de change réel à l'équation (1.6) , pour arriver à l'équation suivante :

$$r_{t+1} = \mu + \lambda\pi_t + \gamma y_t + \delta q_t, \tag{1.7}$$

où q_t est le taux de change réel. Aussi, à l'instar de Clarida *et al.* (1998), ils assument que le taux d'intérêt réel observable s'ajuste partiellement à sa cible comme suit :

$$i_{t+1} = (1-\rho)\, r_{t+1} + \rho i_t + v_{t+1}. \tag{1.8}$$

En remplaçant (1.7) dans (1.8) , ils en arrivent à l'équation suivante :

$$i_{t+1} = (1-\rho)\,(\mu + \lambda\pi_t + \gamma y_t + \delta q_t) + \rho i_t + \nu_{t+1}. \tag{1.9}$$

Ils ajoutent des astérisques aux variables de l'équation (1.9) pour indiquer les variables du pays étranger et supposent que $\delta = 0$, pour les États-Unis (pays de référence, dans leur étude). Ils obtiennent deux équations qu'ils soustraient l'une de l'autre, assumant la parité non couverte des taux d'intérêt, et renomment les coefficients pour obtenir la règle asymétrique [5] suivante :

$$E_t\,(s_{t+1} - s_t) = \tilde{\mu} + \tilde{\delta} q_t + \tilde{\lambda}^* \pi_t^* + \tilde{\gamma}^* y_t^* + \tilde{\lambda}\pi_t + \tilde{\gamma} y_t + \rho i_t - \rho^* i_t^*. \tag{1.10}$$

Ils obtiennent ainsi 16 modèles pouvant être symétriques [6] ou asymétriques, homogènes [7] ou hétérogènes, avec ou sans lissage, et incluant une constante

---

la parité non couverte des taux d'intérêt.

5. Elle est asymétrique parce que le modèle des États-Unis, pays de référence, n'inclut pas le taux de change réel ($\delta = 0$).

6. Le modèle symétrique est celui dans lequel les deux pays utilisent exactement le même modèle avec le taux de change réel.

7. Le modèle est dit homogène lorsque les deux banques centrales utilisent la "nouvelle

ou non. Ainsi, Molodtsova et Papell (2009) trouvent que pour une prévision à court terme, le modèle asymétrique, avec des coefficients hétérogènes, un lissage et une constante, offre une meilleure performance que la marche aléatoire. Sarno et Valente (2008) reconnaissent également des résultats à l'avantage des fondamentaux de Taylor. Cependant, des voix discordantes comme celles de Engel et West (2005) ont découvert des résultats qui n'avantagent pas les fondamentaux de Taylor. Leurs tests de cointégration bivariés échouent généralement à trouver une relation de long terme entre les taux de change et les fondamentaux de Taylor. Ils concluent qu'ils ne trouvent pas de preuves que le taux de change ne s'explique que par les fondamentaux observables.

1.5 Performance empirique du modèle à facteurs

Afin de mieux prévoir le taux de change, des chercheurs ont utilisé des modèles à facteurs. Engel *et al.* (2012) ont proposé une prévision avec un modèle à facteurs exprimé comme suit :

$$s_{i,t+h} - s_{i,t} = \alpha_i + \beta \left(\hat{F}_{i,t} - s_{i,t} \right) + \mu_{i,t+h}, \tag{1.11}$$

où $\hat{F_{i,t}}$ représente les facteurs extraits d'un panel, X_t, de 17 taux de change de pays de l'OCDE par rapport au dollar américain que l'on peut représenter comme $X_t = \Lambda F_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$ où i désigne le pays. Ils établissent d'abord la prévision avec les facteurs uniquement, après quoi ils les combinent successivement aux fondamentaux de la règle de Taylor, à un modèle monétaire, puis à un modèle de parité des pouvoirs d'achat. Engel *et al.* (2012) trouvent que le modèle factoriel surpasse la marche aléatoire seulement lorsque l'horizon de prévision est lointain (8 et 12 trimestres).

---

règle de Taylor" avec les mêmes coefficients, et il est hétérogène lorsque les coefficients sont différents.

1.6 Taux de change et prix des matières premières

Plusieurs auteurs ont étudié la relation entre le taux de change et les prix de certaines matières premières comme l'or, le pétrole et le cuivre dans le cas de pays où ces ressources occupent une place importante dans le calcul du PIB et dans leur balance commerciale. On parle de monnaie-marchandise (commodity-currencies) pour désigner leurs devises..

Chen *et al.* (2010) ont trouvé que les prix des matières premières n'aident pas à prévoir les taux de change et que les modèles qui les utilisent n'arrivent pas à mieux faire que la marche aléatoire. Par contre, Chen et Rogoff (2003) sont d'avis que les prix mondiaux des matières premières ont une influence sur le taux de change réel de certaines devises [8]. Ferraro *et al.* (2011) ont constaté que les prix du pétrole avaient un fort pouvoir de prévision pour des données journalières. Cependant, ce pouvoir s'effritait au fur et à mesure que la fréquence augmentait, puis disparaissait complètement avec les fréquences trimestrielles.

Cette revue de littérature met en évidence un fait récurrent : la prévision du taux de change a été et demeure un sujet controversé. Il n'y a pas de consensus sur les capacités de prévision d'un modèle déterminé. D'abord, si certains modèles peuvent servir à bien prévoir le taux de change à court terme, ils échouent sur le long terme, et inversement. Aussi, certains modèles peuvent avoir une bonne capacité de prévision avec des données mensuelles et la perdre lorsqu'il s'agit de données trimestrielles. L'inverse est également observé. Par conséquent, la recherche continue dans le but de trouver un modèle de prévision du taux de change qui pourrait battre de façon nette la marche aléatoire.

Tout cela nous autorise à affirmer qu'il est fort compréhensible et tout à fait légitime de se demander, encore aujourd'hui, comment prédire de la façon la plus efficace possible les taux de change entre deux devises.

8. La devise australienne et celle de la Nouvelle-Zélande.

CHAPITRE II

LES DONNÉES

Ce chapitre présente les données utilisées dans l'analyse empirique.

Les données macroéconomiques et financières américaines considérées dans ce travail sont les mêmes que celles utilisées par Jurado *et al.* (2013).

Selon ces auteurs, ces données macroéconomiques ont été sélectionnées pour représenter les grandes catégories de séries macroéconomiques : production réelle et revenu, emploi et heures, production et commerce, dépenses de consommation, construction de nouvelles maisons, stocks et ratio de ventes sur stocks, commandes et carnet de commandes, rémunération et coût du travail, mesures de capacité d'utilisation, indices de prix, obligations et indices de marchés boursiers, enfin des mesures de change dont le taux de change $^{CAD}/_{USD}$. Elles englobent 132 variables provenant, pour la plupart, de la base de données d'IHS Global Insights, alors que d'autres proviennent de St. Louis Federal Reserve Economic Data, du Bureau of Labor Statistics, du site Internet de Robert J. Shiller [1], du Bureau of Economic Analysis, de l'IMF International Financial Statistics database, du site Internet de R. Barnichon [2], de Thomson

1. Robert J. Shiller est un professeur d'Économie à l'Université Yale. Il entreprit de collecter des données économiques et financières en 1989. Ce qui aboutit, maintenant, à un groupe d'indices de confiance des marchés boursiers produit par *Yale School of Management*.

2. Regis Barnichon est un chercheur à la Fed de San Francisco. Ces travaux tournent essentiellement autour de la macroéconomie, de l'économie monétaire et de l'économie du travail.

Reuters/University of Michigan Surveys of Consumers ou encore du calcul fait par Ludvigson et Ng (2009) (voir annexe pour plus de détails). À ces données américaines s'ajoutent 127 variables macroéconomiques canadiennes similaires qui proviennent toutes de la base de données de Statistique Canada (StatCan).

Pour ce qui est des données financières, toujours d'après Jurado *et al.* (2013), elles sont constituées d'indicateurs mesurant le comportement d'un large éventail de rendements d'actifs ainsi que de certains indicateurs financiers agrégés et non inclus dans les données macroéconomiques. Ces données, composées de 147 variables, proviennent, pour leur majorité, de la base de données de Kenneth French [3]. Parmi toutes ces séries, six font exception, dont cinq proviennent du *Center for Research in Security Prices* (CRSP) et une autre, la série CP qui, elle, est le résultat du calcul des auteurs Cochrane et Piazzesi (2005). C'est ainsi qu'on y trouve des ratios de valorisation tels que des ratios dividendes/prix et bénéfices/prix, des taux de croissance agrégés des dividendes et des prix, des écarts par défaut et à terme, des rendements d'obligations de sociétés avec différentes cotes de notation, des rendements de bons du Trésor américain et leurs écarts ainsi qu'un large éventail de rendements d'actions de l'industrie financière américaine. Jurado *et al.* (2013) classent les rendements sur 100 portefeuilles d'actions en taille de 10 dans 10 catégories selon leur ratio *« book-to-market »* [4]. Dans ces séries financières, il y a également des facteurs de risques qui incluent des rendements de marché excédentaires (MKT_t), le *« small-minus-big »* ou petite (capitalisation) - grande (capitalisation)(SMB_t), le *« high-minus-low »* ou le rendement des actions de « valeurs » moins le rendement des actions de « croissance »(HML_t) , le facteur *momentum*(UMD_t),

3. Kenneth R. French est économiste et enseigne la Finance à *Tuck School of Business (Dartmouth College)*. Il est connu pour ses travaux sur l'évaluation des actifs et le modèle à trois facteurs avec Eugène Fama. Sa base de données contient des données qui peuvent remonter aussi loin qu'en 1926.

4. C'est la valeur comptable d'une action divisée par sa valeur de marché. Il permet d'apprécier le niveau de valorisation d'une action.

le facteur primes de risques obligataire et enfin l'écart de valeur des titres de petite taille [5] $(R15 - R11)$. Toutefois, toutes les séries financières sont américaines.

En somme, nous avons un total de 259 variables macroéconomique américaines et canadiennes, lesquelles couvrent la période allant de janvier 1960 à décembre 2011 ainsi que 147 variables financières américaines qui s'étalent de janvier 1960 à janvier 2013. Nous arrêtons cette période à décembre 2011 pour faire coïncider la base des données financières avec celle des données macroéconomiques. Également, dans notre cas, nous avons choisi de commencer la période d'études en janvier 1976 et la terminer en décembre 2011, et cela, pour partir des accords de Kingston conclus en janvier 1976. En effet, les 8 et 9 janvier 1976, le comité intérimaire du Fonds monétaire international (FMI), réuni dans la capitale jamaïcaine, a décidé de mettre fin au système monétaire de parités flexibles et ajustables pour poser les jalons d'un système de taux de changes flexibles [6].

Nous aurons une base de données composée d'un total de 406 variables mensuelles avec lesquelles nous pourrons effectuer des prévisions mensuelles puis, des prévisions trimestrielles avec une trimestrialisation [7] préalable des données mensuelles.

Pour une analyse par composantes principales, il est nécessaire d'utiliser des variables stationnaires pour extraire les facteurs. Tout de même, il serait peu avenant de procéder à un test de stationnarité sur les 406 variables disponibles. Aussi, avons-nous adopté les mêmes transformations que Jurado *et al.* (2013)

---

5. Ici, les auteurs font référence à la taille des compagnies et non à celle des titres eux-mêmes.

6. Voir http ://www.cvce.eu/obj/les_accords_de_la_jamaique-fr-5e7c8e3f-524b-47b2-a9c9-395d54f51be6.html

7. Nous utilisons des données de fin de période mensuelle et trimestrialisons en trouvant la moyenne dans chaque groupe de trois mois constitués.

pour les données macroéconomiques américaines. Par souci de cohérence, nous avons appliqué les mêmes transformations à leurs jumelles canadiennes, tel que proposé par Bedock et Stevanovic (2012). Les auteurs considèrent les variables financières comme stationnaires. Nous faisons de même. L'annexe *A* présente la liste de toutes les variables ainsi que les transformations appliquées pour leur stationnarisation.

CHAPITRE III

MÉTHODOLOGIE

Dans ce chapitre, nous décrirons la méthodologie utilisée pour faire la prévision du taux de change $^{CAD}/_{USD}$. Elle s'inspire de celle de Stock et Watson (1998, 2002).

La méthode économétrique qui devrait être utilisée pour effectuer une bonne prévision des taux de change suscite encore des divergences. La discorde réside surtout autour de la question du modèle qui pourrait faire mieux que la marche aléatoire parmi les modèles linéaires et non linéaires, univariés et multivariés qui ont été utilisés. Dans cette étude, nous emploierons un modèle à facteurs (multivarié). Par ailleurs, une autre divergence subsiste au sujet des prédicteurs. Certains préconisent l'utilisation des prix et de leurs écarts ainsi que des taux d'intérêt et de leurs écarts. D'autres préfèrent se servir des productions ou d'écarts de production et de masses monétaires. Encore maintenant, personne ne peut affirmer avec certitude quelle est la variable économique qui peut le mieux prédire les variations du taux de change. Pour notre étude, étant donné le nombre important de variables disponibles et pouvant influencer le taux de change, l'analyse factorielle nous permettra d'éviter un choix arbitraire des prédicteurs. Ces derniers seront résumés en un petit nombre d'indices, plus faciles à manipuler grâce à la méthode d'analyse par composantes principales. C'est avec ces indices que se fera la prévision. Cette méthode, très utilisée en sciences sociales, permet de réduire la dimension des bases de données afin

d'éviter la redondance dans un ensemble de données corrélées et de représenter un grand ensemble de variables par un petit nombre de facteurs, ou encore de classifier les variables dans des ensembles homogènes. D'ailleurs, Stock et Watson (2002) trouvent les résultats de ce modèle encourageants dans la prévision de certaines variables macroéconomiques réelles.

L'évaluation des performances de notre modèle de prévision du taux de change $^{CAD}/_{USD}$ se fera en comparant ses résultats à ceux de la marche aléatoire et à ceux du modèle $ARMA\,(1,1)$. Nous comparerons également les performances de prévision du taux de change de ces deux modèles.

La variable à prédire est spécifiée comme suit :

$$y_{t+h}^{(h)} = Y_{t+h} - Y_t, \tag{3.1}$$

où Y_t est la variable d'intérêt, c'est-à-dire le taux de change en logarithme. Cette équation indique que $y_{t+h}^{(h)}$ est le taux de croissance du taux de change sur la période h. h représente aussi l'horizon de prévision.

La série à prévoir est le niveau du taux de change. Cependant, les modèles seront estimés avec le taux de change transformé, puisque c'est une série intégrée d'ordre 1. La variable a prévoir est donc Y_{t+h}, conditionnelle à l'information disponible en t.

3.1 Présentation du modèle à facteurs

Comme nous l'avons évoqué plus haut, notre modèle riche en données est le même que celui de Stock et Watson (1998, 2002). Il fait le lien entre facteurs latents et variables observées. Il est donc nécessaire d'extraire ces facteurs latents d'un grand ensemble de données dont on souhaite réduire les dimensions. C'est pourquoi nous empruntons la procédure en deux étapes de Stock et Watson (2002) pour effectuer la prévision du taux de change $^{CAD}/_{USD}$. La première

consiste à extraire les facteurs latents des données et la deuxième, à effectuer une régression linéaire du type moindres carrés ordinaires du taux de change sur les facteurs. On assume que X_t représente un ensemble de N variables observées et stationnaires. De plus, il contient des informations pertinentes pour la prévision de Y_{t+h} et peut être représenté comme suit :

$$X_t = \Lambda F_t + \mu_t, \tag{3.2}$$

où F_t est un ensemble de k facteurs latents non observés (avec $k \ll N$, d'où la réduction de la dimension), Λ est la matrice des pondérations et μ_t, la composante idiosyncratique de mêmes dimensions que X_t et englobe les chocs spécifiques à chacune des variables. Ainsi, un petit nombre de k facteurs non identifiables expliquent de façon linéaire un nombre N de variables observées.

Pour pouvoir estimer les facteurs et la matrice de pondérations, nous supposons que le modèle est statique.

Il existe d'autres variantes du modèle à facteurs. Entre autres, il y a le modèle à facteurs statiques approximatif et le modèle à facteurs dynamiques qui peut se réécrire sous forme statique.

3.1.1 La méthode des composantes principales

Il existe différentes méthodes pour extraire les facteurs latents. Dans notre travail, nous utilisons la méthode d'analyse par composantes principales proposée par Stock et Watson (1998, 2002). C'est une technique statistique utile qui a trouvé application dans les sciences sociales. Elle constitue un moyen de déceler des tendances dans de larges bases de données et d'exprimer ces données de sorte à établir des similarités et des différences entre les variables. Une fois ces similarités et différences trouvées, elle permet de réduire les dimensions des bases de données sans trop perdre d'informations. Cette méthode est abon-

damment utilisée dans divers domaines allant de la neuroscience à l'infographie et, de plus en plus, dans les sciences économiques et en finances.

3.1.1.1 Procédure d'analyse par composantes principales

La méthode d'analyse par composantes principales (ACP) estime de façon non paramétrique l'équation (3.2). On considère la méthode des moindres carrés non linéaires de la fonction objective suivante :

$$V(F,\Lambda) = \frac{\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T}\left(X_{it} - \lambda_i' F_t\right)^2}{NT}, \tag{3.3}$$

où X_{it} est l'observation i au temps t, λ_i est la $i^{ème}$ ligne de Λ et $F = (F_1, F_2, ..., F_T)$.

Selon Stock et Watson (1998), minimiser l'équation (3.3) équivaut à :

$$max\left(tr\left[\Lambda'\left(X'X\right)\Lambda\right]\right), \tag{3.4}$$

$$sous\ contrainte\ de\ \Lambda'\Lambda = I_k,$$

où X est la matrice des données, de dimensions $(T \times N)$ et $tr(.)$ est la trace de la matrice. À partir d'ici, il est nécessaire d'extraire les vecteurs propres de la matrice $X'X$, d'où l'on tire les k vecteurs associés aux plus grandes valeurs propres, puis de définir $\hat{\Lambda}$ comme $N^{\frac{1}{2}}$ multiplié par ces k vecteurs propres. L'estimateur de la composante principale de F est alors :

$$\hat{F} = \frac{X\hat{\Lambda}}{N}. \tag{3.5}$$

Ainsi, la procédure d'analyse par composantes principales se résume en un certain nombre d'étapes. D'abord, on procède à la normalisation des données qui consiste à calculer la moyenne de chaque variable, à soustraire cette moyenne de chaque observation puis à diviser par son écart-type. Ensuite, on calcule les

vecteurs propres et la matrice diagonale des valeurs propres correspondantes avant de les classer par ordre décroissant. Enfin, on procède à la sélection des facteurs communs à partir de la matrice des vecteurs propres correspondants.

3.1.2 Détermination du nombre de facteurs

Il y a dans la littérature plusieurs tests que nous pouvons utiliser pour déterminer le nombre de facteurs dans un modèle riche en données comme le critère d'information bayésien (BIC), le test de Bai et Ng (2002), le test de Ahn et Horenstein (2013), etc. (Voir Takongmo et Stevanovic (2014) pour plus de détails). Dans ce travail, nous nous appuyons sur le critère d'information bayésien (BIC) et sur le test de Bai et Ng (2002) pour déterminer le nombre de facteurs statiques de notre modèle riche en données.

3.1.2.1 Critère d'information bayésien

Le BIC ou critère d'information de Schwarz, du nom de celui qui l'a introduit en 1978, sert à estimer le nombre de variables et de retards dans un modèle de régression de séries chronologiques avec des prédicteurs multiples. Concurrent du critère d'Akaike (1973), il est utilisé par Stock et Watson (1998) pour déterminer le nombre de facteurs à inclure dans leur modèle de prévision. Si le modèle de régression a K coefficients, incluant la constante, le BIC est :

$$BIC\,(K) = ln\left[\frac{SSR\,(K)}{T}\right] + K\,\frac{ln\,(T)}{T}, \tag{3.6}$$

où SSR est la somme des carrés des résidus et T, le nombre d'observations. Le BIC est donc un chiffre. On préférera toujours le modèle avec le plus petit BIC.

3.1.2.2 Critère de Bai et Ng (2002) :

Bai et Ng (2002) présentent un test de détermination du nombre de facteurs statiques d'un modèle riche en données. Ce critère d'informations sélectionne le nombre de facteurs qui minimise la variance expliquée par la composante idiosyncratique. Ce sont donc les k facteurs qui expliquent le mieux les variations dans X. Ils calculent d'abord la somme des carrés des résidus divisée par NT :

$$V\left(k, \hat{F}^k\right) = \underset{\Lambda}{min} \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^{N} \sum_{t=1}^{T} \left(X_{it} - \lambda_i^{k'} \hat{F}_t^k\right)^2, \tag{3.7}$$

où λ_i^k représente les pondérations (*loadings*) obtenues avec l'analyse par composantes principales, F_t^k désigne les facteurs et l'exposant k indique l'allocation des facteurs dans l'estimation. Le critère d'information proposé est composé de deux termes : le premier étant la somme moyenne des carrés des résidus, qui décroît avec l'augmentation du nombre de facteurs, et le deuxième étant la fonction de pénalité $g(N,T)$, qui augmente avec le nombre de facteurs à cause de la suridentification.

Selon Takongmo et Stevanovic (2014), les auteurs de ce critère ont proposé 16 spécifications différentes parmi lesquelles nous considérons le IC_{p2} que Bai et Ng (2008) trouvent efficace et qu'Amengual et Watson (2007) estiment cohérent. Ainsi, on a :

$$IC_{p2} = ln\left(V\left(k, \hat{F}\right)\right) + k\left(\frac{N+T}{NT}\right) ln\left(C_{NT}^2\right), \tag{3.8}$$

où $\left(\frac{N+T}{NT}\right) ln\left(C_{NT}^2\right) = g(N,T)$ avec $C_{NT}^2 = min\left\{\sqrt{T}, \sqrt{N}\right\}$.

Le nombre de facteurs est trouvé en choisissant k de telle sorte que IC_{p2} est minimisé par rapport à k.

3.2 Indices de diffusion

Nos modèles à indices de diffusion sont des répliques de ceux proposés par Stock et Watson (1998). Ainsi, les facteurs non directement observables extraits de l'équation (3.2), par la méthode des composantes principales sont ajoutés comme variables exogènes à un modèle autorégressif direct pour nous permettre de former les deux modèles suivants :

$$y_{t+h}^{(h)} = \alpha + \beta F_t + \sum_{j=1}^{p} \rho y_{t-j+1} + \vartheta_{it},\ t = 1, 2, ..., T, \tag{3.9}$$

$$y_{t+h}^{(h)} = \alpha + \beta F_t^m + \gamma F_t^f + \sum_{j=1}^{p} \rho y_{t-j+1} + \vartheta_{it},\ t = 1, 2, ..., T, \tag{3.10}$$

où le régresseur est défini comme suit :

$$y_t = Y_t - Y_{t-1}. \tag{3.11}$$

Dans l'équation (3.9), F_t représente les facteurs macroéconomiques et financiers calculés à partir d'un panel X qui combine l'ensemble des variables macroéconomiques et financières. Les facteurs sont pris séparément dans l'équation (3.10) puis désignés respectivement par F_t^m et F_t^f. Ils sont calculés à partir de X^m et X^f qui, tour à tour, représentent les panels de variables macroéconomiques et financières. À noter que les données canadiennes dont nous disposons sont des données macroéconomiques. Ainsi, leurs facteurs se trouvent avec les facteurs macroéconomiques, lorsque les facteurs sont considérés séparément. Dans les deux équations, ϑ_{it} représente le terme d'erreurs.

Pour ces deux modèles, la prévision à l'horizon h s'obtient, successivement, de manières suivantes :

$$\hat{y}_{T+h|T}^{(h)} = \hat{\alpha} + \hat{\beta}\hat{F}_T + \sum_{j=1}^{p} \hat{\rho}\hat{y}_{T-j+1}, \tag{3.12}$$

$$\hat{y}_{T+h|T}^{(h)} = \hat{\alpha} + \hat{\beta}\hat{F}_T^m + \hat{\gamma}\hat{F}_T^f + \sum_{j=1}^{p} \hat{\rho}\hat{y}_{T-j+1}, \tag{3.13}$$

où $\hat{\beta}$, $\hat{\rho}$, $\hat{\gamma}$, $\hat{F}_T$, $\hat{F}_T^m$ et $\hat{F}_T^f$ sont les coefficients et facteurs estimés.

Dans un premier temps, à l'exemple de Stock et Watson (1998), nous utilisons le BIC pour le modèle (3.9) afin de déterminer le nombre de facteurs macroéconomiques et financiers combinés, et ce, en même temps que le nombre de retards p de y_t. Dans un deuxième temps, nous nous éloignons de Stock et Watson (1998) pour nous servir du critère IC_{p2} de Bai et Ng (2002) et déterminer le nombre de ces mêmes facteurs toujours réunis. En même temps, à l'aide du BIC, nous pouvons encore trouver le nombre de retards sur y_t. C'est ainsi que nous formons les modèles à indices de diffusion I et II (que nous appelons DI-I et DI-II). Nous répétons la même procédure et dans le même ordre avec le deuxième modèle (en l'occurence, celui (3.10)) pour former les modèles à indices de diffusion III et IV (que nous appelons DI-III et DI-IV). Sachant que la variable à gauche est $y_{t+h}^{(h)} = Y_{t+h} - Y_t$, alors la quantité prévue directement par ces modèles est l'accroissement du logarithme du taux de change entre t et $t+h$, et sachant que ce qu'il faut prévoir est Y_{t+h}, nous aurons besoin de faire une transformation de plus avant de pouvoir calculer les erreurs de prévision. Cette transformation est la suivante :

$$\hat{Y}_{T+h} = \hat{y}_{T+h|T}^{(h)} + Y_T. \tag{3.14}$$

Par la suite, nous calculons les erreurs de prévision comme suit :

$$\hat{\varepsilon}_T = \hat{Y}_{T+h} - Y_{t+h}. \tag{3.15}$$

Ce sont ces erreurs que nous utiliserons pour comparer les performances de nos modèles à indices de diffusion avec celles de la marche aléatoire et du modèle $ARMA(1,1)$.

3.3 Modèles de comparaison

La plupart des auteurs comparent les performances des modèles de prévision à celles de la marche aléatoire que Meese et Rogoff (1983) considèrent comme le meilleur modèle pour la prévision des taux de change. En plus de la marche aléatoire, nous comparerons les performances de notre modèle à indices de diffusion à celles du modèle $ARMA\,(1,1)$, lequel s'est avéré être une bonne référence dans l'exercice de prévision du taux de change.

La marche aléatoire est un modèle simple qui se décline comme suit :

$$\begin{aligned} Y_t &= Y_{t-1} + \varepsilon_t,\ t = 1, 2, ..., T, \\ \hat{Y}_{T+h|T} &= \hat{Y}_T, \end{aligned} \tag{3.16}$$

Il nous indique que la meilleure prévision que nous pouvons faire d'une variable est sa valeur passée avec un terme d'erreur. Pour ce modèle, les erreurs de prévision sont obtenues de la façon suivante :

$$\hat{\varepsilon}_T = \hat{Y}_{T+h|T} - Y_t. \tag{3.17}$$

Depuis Meese et Rogoff (1982), le modèle de marche aléatoire est réputé comme celui qui fonctionne le mieux pour la prévision du taux de change.

Le modèle $ARMA\,(1,1)$ est défini comme suit :

$$\begin{aligned} Y_t &= \alpha + \rho Y_{t-1} + \theta\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t,\ t = 1, 2, ...T, \\ \hat{Y}_{T+h|T} &= \hat{\alpha} + \hat{\rho}\hat{Y}_{T+h-1|T} + \hat{\theta}\hat{\varepsilon}_{T+h-1|T}. \end{aligned} \tag{3.18}$$

Ce modèle est utilisé dans une perspective de prévision itérative par opposition à celle qui est directe et dont la formule serait :

$$\hat{Y}_{T+h|T} = \hat{\alpha} + \hat{\rho}\hat{Y}_T + \hat{\theta}\hat{\varepsilon}_T. \tag{3.19}$$

Ces deux types de prévision sont identiques lorsque $h = 1$, mais ils deviennent différents pour les horizons ultérieurs. Pour la prévision directe, $\hat{Y}^h_{t+h}$ est le

résultat immédiat de la prévision et n'est pas réutilisé pour la suivante. C'est tout le contraire de la prévision itérative qui utilise la prévision $\hat{Y}_{T+1}$ pour effectuer $\hat{Y}_{T+2}$, puis cette dernière pour faire $\hat{Y}_{T+3}$ et ainsi de suite. C'est ainsi que la prévision $\hat{Y}_{T+h|T}$ est obtenue comme qui suit :

$$\hat{Y}_{T+h|T} = \sum_{j=1}^{h} \hat{Y}_{T+j|T}. \tag{3.20}$$

Le résultat obtenu est comparé avec la série de l'équation (3.1).

Les erreurs de prévision sont calculées de la façon suivante :

$$\hat{\epsilon}_T = \hat{Y}_{T+h|T} - Y_t. \tag{3.21}$$

Dans la littérature, aucune de ces deux démarches ne se distingue comme étant la meilleure.

3.4 Prévision

Idéalement, nous aurions souhaité faire une prévision en temps réel. Toutefois, l'exercice serait très compliqué, vu le nombre important d'observations qui seraient impliquées et la probabilité très élevée que chacune d'elles fasse l'objet d'une révision par la suite. Néanmoins, pour évaluer la capacité de prévision de nos modèles, nous essaierons d'imiter une prévision en temps réel en faisant une prévision hors échantillon.

Nous divisons notre échantillon de taille T en deux sous-échantillons. Le premier en sera un d'estimation et ses observations vont de 1 à R, et le deuxième contiendra celles qui s'étendent de $R+1$ à T. Il nous permettra d'évaluer la précision de la prévision hors échantillon de nos différents modèles. Le sous-échantillon d'estimation, aussi appelé fenêtre d'estimation, peut être extensible ou coulissant. La différence entre les deux types de prévision se trouve dans la façon d'aborder les prévisions ultérieures à la première. Celle-ci est la prévision $R+h$, où h est l'horizon de prévision. Pour la faire, nous procédons en trois

étapes en partant de l'hypothèse que l'ensemble d'informations se termine à la fin du sous-échantillon d'estimation. D'abord, nous estimons tous nos modèles sur la fenêtre initiale d'estimation par la méthode des moindres carrés ordinaires. Ensuite, nous prédisons la première observation selon chaque modèle. Enfin, nous calculons et stockons les erreurs de prévision. Pour la deuxième prévision, $R+1+h$, nous incrémentons la fenêtre d'une période, selon qu'elle est extensible ou coulissante. La fenêtre extensible couvre maintenant les observations allant de 1 à $R+1$. C'est ainsi qu'elle s'élargit d'une observation après chaque estimation et chaque prévision. Cependant, la fenêtre coulissante perdra l'observation la plus ancienne pour en gagner une nouvelle et couvrir désormais les observations allant de 2 à $R+1$, de sorte qu'elle gardera toujours la même taille R. Cela se produira après chaque estimation et chaque prévision jusqu'à ce que la dernière observation du sous-échantillon de validation soit prédite. Dans ce travail, c'est la fenêtre d'estimation coulissante que nous utiliserons. Nous obtiendrons alors une série d'erreurs de prévision avec laquelle nous évaluerons les performances de nos modèles.

Pour faire les estimations, il existe deux approches. L'une consiste à déterminer un modèle pour chaque horizon donné, à en estimer les paramètres, puis à s'en servir tout au long de la fenêtre de validation, tandis que l'autre consiste à réévaluer les modèles (nombre de retards, nombre de facteurs pour les modèles à indices de diffusion, etc.). Nous optons pour cette dernière démarche, vu qu'elle n'ignore pas les éventuelles ruptures structurelles.

Nous ferons des prévisions mensuelles sur les horizons 1, 3, 6, 12, 18 et 24 mois et trimestrielles sur les horizons 1, 2, 4, 6, 8, et 10 trimestres.

3.5 Mesures de performance

La mesure de la performance d'un modèle dans la prévision d'une variable comporte deux aspects : évaluer sa capacité de prévision *per se* et comparer

sa capacité de prévision à celle d'autres modèles. On mesure cette capacité de prévision par des fonctions de coût. Ce sont des mesures statistiques qui jouent un rôle essentiel dans l'évaluation du niveau de précision des prévisions des modèles. Les mesures les plus fréquemment utilisées sont listées par Hibon et Makridakis (1995). Nous en avons choisi deux pour ce travail. La première est l'erreur quadratique moyenne, donnée par :

$$EQM_m = \frac{\sum_{i=1}^{P} \left(\hat{Y}_{m,i} - Y_{m,i}\right)^2}{P}, \tag{3.22}$$

où $\hat{Y}_{m,i}$ est la $i^{ème}$ prévision du modèle m, $Y_{m,i}$, la valeur réellement observée et P, le nombre total de prévisions effectuées. La deuxième mesure de performance est l'erreur absolue moyenne et se calcule comme suit :

$$EAM_m = \frac{\sum_{i=1}^{P} \left|\hat{Y}_{m,i} - Y_{m,i}\right|}{P}. \tag{3.23}$$

Il existe donc une différence entre ces deux mesures. Dans le cas de l'erreur quadratique moyenne, la fonction de coût est quadratique, donc on cherche la meilleure prévision qui minimise la somme des carrés des erreurs de prévision. Cette fonction donne plus de poids aux grandes erreurs qu'aux petites. Dans le cas de l'erreur absolue moyenne, la fonction de coût est linéaire et cherche à minimiser les écarts absolus. Elle attribue le même poids à toutes les erreurs de prévision et est alors moins influencée par les valeurs extrêmes. Ainsi, pour des erreurs inférieures à 1, en valeur absolue, l'erreur quadratique moyenne n'est jamais plus grande que l'erreur absolue moyenne. Et, c'est l'inverse lorsque les erreurs sont plus grandes que 1. Si nous considérons ces deux métriques, le meilleur modèle serait celui qui a l'erreur quadratique moyenne ou l'erreur absolue moyenne la plus faible. On peut aussi utiliser un test statistique pour vérifier si la différence entre les mesures de performances de deux différents modèles est significativement différente de zéro. C'est ce que nous ferons avec une troisième mesure qui est le test de Diebold et Mariano (1995). Ce test

mesure, à l'hypothèse nulle, que les capacités de prévision de deux modèles sont les mêmes contre l'alternative qu'elles sont différentes. Il est donc nécessaire de mesurer, au préalable, la précision des prévisions de chaque modèle en utilisant une métrique comme l'erreur quadratique moyenne ou l'erreur absolue moyenne. Ainsi, nous définissons $L\left(\varepsilon^{i}_{t+h|t}\right)$ et $L\left(\varepsilon^{j}_{t+h|t}\right)$ comme étant les mesures des performances respectives des modèles i et j. Le test de Diebold et Mariano (1995) se base sur la différence suivante :

$$d_t = L\left(\varepsilon^{i}_{t+h|t}\right) - L\left(\varepsilon^{j}_{t+h|t}\right).$$

L'hypothèse nulle est donc :

$$H_0 : E\left(d_t\right) = 0,$$

contre l'alternative

$$H_1 : E\left(d_t\right) \neq 0.$$

La statistique du test de Diebold et Mariano (1995) est :

$$S = \frac{\bar{d}}{\left(\widehat{avar}\left(\bar{d}\right)\right)^{1/2}} = \frac{\bar{d}}{\left(\widehat{LRV}_{\bar{d}}/T\right)},$$

où $\bar{d} = \frac{1}{P}\sum_{i=1}^{P}\left(d_t\right)$ et $\widehat{LRV}_{\bar{d}} = \gamma_0 + 2\sum_{j=1}^{\infty}\gamma_j$, $\gamma_j = cov\left(d_t - d_{t-j}\right)$.Ces deux auteurs estiment que $\widehat{LRV}_{\bar{d}}$ est un bon estimateur de la variance asymptotique de $\sqrt{T}\bar{d}$ et montrent que sous la nulle, $S \sim N\left(0,1\right)$. Ainsi, à un seuil de $5\,\%$, on rejette l'hypothèse nulle si $\mid S \mid > 1,96$ ou lorsque la probabilité de significativité marginale $(p - value) < 0,05$.

Ce test nous révèle si les deux séries d'erreurs de prévision sont significativement différentes ou non. Par contre, ne renseigne-t-il pas que les performances sont significativement différentes.

CHAPITRE IV

RÉSULTATS

4.1 Analyse factorielle préliminaire

L'analyse factorielle préliminaire consiste à vérifier l'existence d'une structure à facteurs dans notre modèle de prévision basé sur les grands ensembles d'informations. Nous présentons d'abord les « tests » visuels classiques : le *scree plot* ou valeurs propres en ordre décroissant de la matrice de corrélation des données et le test de trace équivalent au R^2 de K facteurs subséquents. Par la suite, nous faisons le test formel de Bai et Ng (2002). De plus, nous montrons les séries les plus corrélées des panels macroéconomique et financier aussi bien mensuels que trimestriels. Enfin, nous faisons un test de causalité au sens de Granger entre les facteurs des différents panels.

— Approche visuelle

La figure (4.1) affiche les nombres de facteurs suggérés par le *scree plot* et par le test de trace pour les ensembles mensuels et trimestriels d'informations macroéconomiques et financières . De prime abord, nous remarquons que les valeurs propres des données macroéconomiques descendent à un rythme

plus lent que celui des données financières. Pour les premières citées, nous constatons que 14 facteurs mensuels et 12 facteurs trimestriels suffisent pour expliquer respectivement 50 % et 60 % de la variance des observables. Pour les données financières, nous n'avons besoin que de 6 facteurs mensuels et de 7 facteurs trimestriels pour expliquer respectivement 80 % et 85 % de la variance des observations.

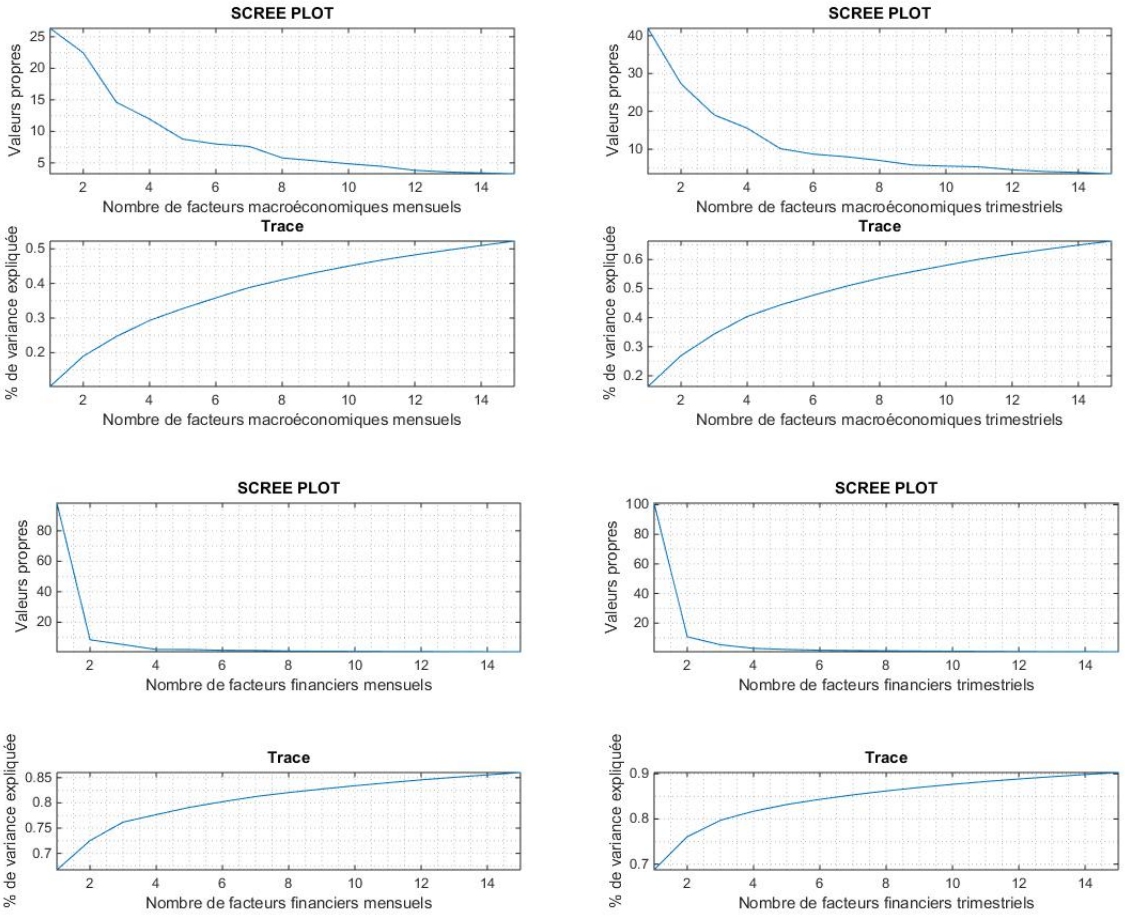


Figure 4.1: Approche visuelle

"Scree plot" représente les valeurs propres, en ordre décroissant, de la matrice de corrélation des données et *"Trace"* représente le R^2 de K facteurs subséquents.

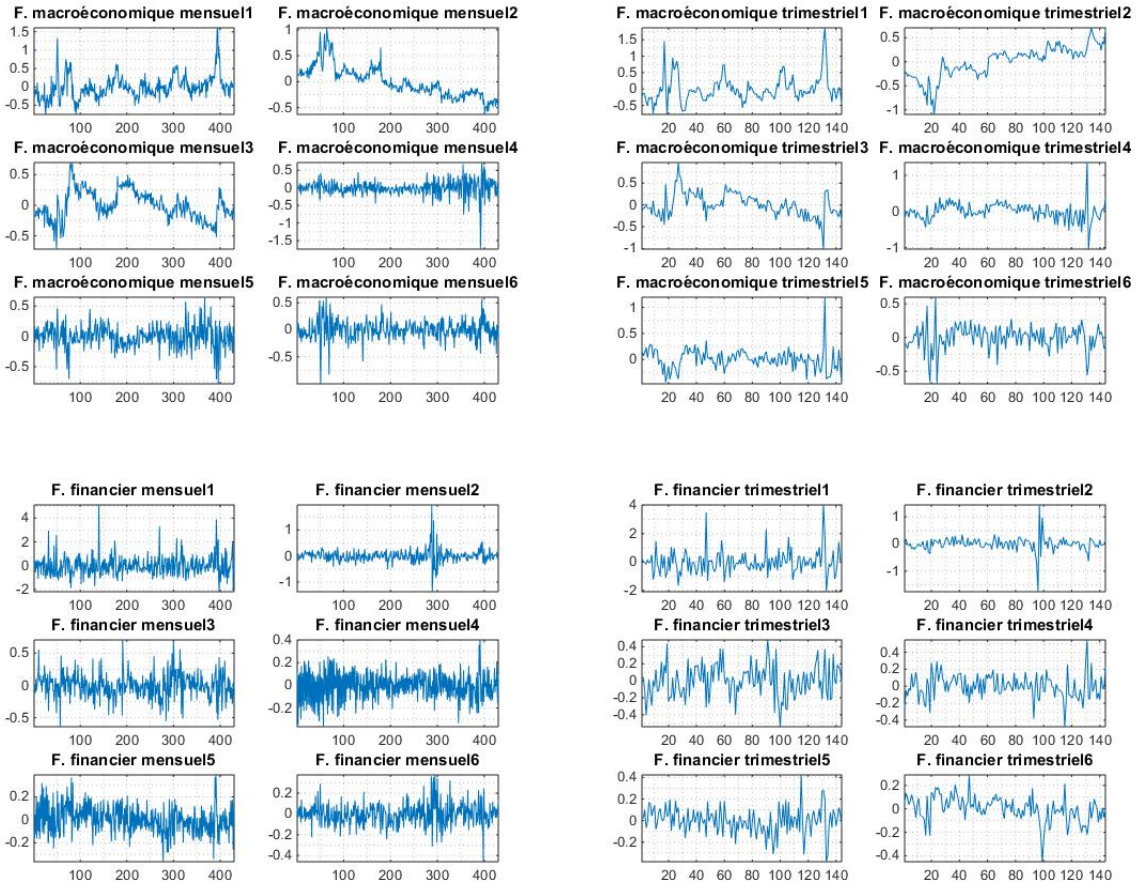


Figure 4.2: Facteurs

Cette figure montre l'évolution des facteurs macroéconomiques et financiers autant mensuels que trimestriels.

— Test formel de Bai et Ng (2002)

Nous effectuons une estimation du nombre de facteurs de nos différents panels avec le test formel de Bai et Ng (2002) après une vérification visuelle par le *scree plot* et par le test de trace. Le tableau (4.1) montre les résultats pour tous nos panels.

	Résultats du test de Bai et Ng (2002)
Panel Macroéconomique Mensuel	9
Panel Financier Mensuel	7
Panel Macroéconomique Trimestriel	8
Panel Financier Trimestriel	6

Tableau 4.1: Résultats du test statistique de Bai et Ng (2002)

Ce tableau répertorie le nombre de facteurs pour chacun de nos panels tel que suggéré par le test formel de Bai et Ng (2002)

— Cinq (5) séries les mieux expliquées par les facteurs

Les tableaux (4.2), (4.3), (4.4) et (4.5) répertorient les cinq séries les mieux expliquées par chaque facteur dans chacun de nos panels en termes de R^2 marginal.

Tableau 4.2: Interprétation des séries macroéconomiques mensuelles

F1		F2	
0,7507	Emp : gds prod	0,8991	Prime corporate paper rate : 2 month
0,7365	Emp total	0,8990	Prime corporate paper rate : 1 month
0,7308	Emp : mfg	0,8969	Prime corporate paper rate : 3 month
0,6980	Emp : dble gds	0,8952	Bank rate
0,6680	IP : mfg	0,8912	Treasury bill auction - average yields : 3 month
F3		F4	
0,7617	Unemployment rate, both sexes, 15 y and over	0,5742	CPI-U : ex shelter
0,6370	AB employment (people), both sexes, 15 y and over	0,5646	CPI-U : comm.
0,6368	NS unemployment rate both sexes, 15 y and over	0,5442	PCE defl : nondble
0,6156	Qc unemployment rate, both sexes, 15 y and over	0,5413	CPI-U : transp
0,6105	MB unemployment rate, both sexes ; 15 y and over	0,5255	CPI-U : all
F5		F6	
0,3005	S&P 500	0,4641	Swiss franc, noon spot rate, average
0,2770	S&P : indust	0,4152	1 yr T-bond
0,2591	USD, 30-day forward closing rate	0,3969	5 yr T-bond
0,2478	USD, 180-day forward closing rate	0,3907	6 mo T-bill
0,2379	USD, 1-year forward closing rate	0,3715	Ex rate : Switz
F7		F8	
0,2484	M&T invent/sales	0,1614	Exports, total of all merchandise
0,1657	Avg hrs	0,1580	Avg hrs
0,1589	'Avg hrs : mfg	0,1549	Imports, total of all merchandise
0,1558	M&T sales	0,1397	Imports, US, including Puerto Rico & Virgin Islands
0,1395	1 yr-FF spread	0,1395	Exports, US, including Puerto Rico and Virgin Islands
F9			
0,1342	Ex rate : UK		
0,1236	Baa-FF spread		
0,1198	'10 yr - FF spread		
0,1184	TSE, stock dividend yields (composite), closing quotations		
0,1170	Ex rate : avg		

Tableau 4.3: Interprétation des séries financières mensuelles

F1		F2	
0,9210	D_Preinvested	0,5715	R15-R11
0,9195	D_log(P)	0,5389	UMD
0,9160	Mkt-RF	0,5389	HML
0,8561	port3_4	0,4552	SMB
0,8551	port8_2	0,2195	ports_2
F3		F4	
0,3568	HML	0,6094	D_log(DIV)
0,3568	UMD	0,6092	D_DIVreinvested
0,2958	SMB	0,1104	Oil
0,2576	port9_low	0,1038	Coal
0,1909	Drugs	0,0861	Mines
F5		F6	
0,3199	D_DIVreinvested	0,2434	Util
0,3176	D_log(DIV)	0,1275	Smoke
0,1344	d-p	0,0806	Autos
0,1245	Coal	0,0757	Drugs
0,1212	Oil	0,0754	CP factor
F7			
0,1461	Telcm		
0,0728	CP factor		
0,0649	port9_high		
0,0496	portl_6		
0,0451	Ships		

Tableau 4.4: Interprétation des séries macroéconomiques trimestrielles

F1		F2	
0,8368	IP : mfg	0,8446	Prime corporate paper rate : 3 month
0,8333	IP : total	0,8439	Bank rate
0,8124	IP : products	0,8419	Treasury bill auction - average yields : 3 month
0,7920	Emp : gds prod	0,8413	Prime corporate paper rate : 2 month
0,7914	Emp : dble gds	0,8399	Treasury bill auction - average yields : 6 month
F3		F4	
0,6198	Unemployment rate, both sexes, 15 y and over	0,4971	CPI-U : ex shelter
0,5677	Qc unemployment rate, both sexes, 15 y and over	0,4925	CPI-U : ex food
0,5314	NS unemployment rate both sexes, 15 y and over	0,4878	CPI-U : comm
0,5095	MB unemployment rate, both sexes ; 15 y and over	0,4773	CPI-U : all'
0,4729	AB employment (people), both sexes, 15 y and over	0,4764	CPI-U : transp
F5		F6	
0,2420	US common stocks, Dow-Jones industrials, close	0,3560	Ex rate : avg
0,2267	Inst cred/PI	0,2878	1 yr T-bond
0,2211	CPI-U : comm	0,2867	5 yr T-bond
0,2174	CPI-U : ex shelter	0,2711	10 yr T-bond
0,2135	PCE defl : nondble	0,2682	6 mo T-bill
F7		F8	
0,2615	Imports, total of all merchandise	0,2413	Ex rate : Switz
0,2556	Total excluding food and beverage manufacturing	0,2319	Ex rate : avg
0,2552	Energy (2002=100)	0,1798	Swiss franc, noon spot rate, average
0,2424	Exports, total of all merchandise	0,1635	Ex rate : UK
0,2393	Exports, US, including Puerto Rico and Virgin Islands	0,1383	Ex rate : Japan

Tableau 4.5: Interprétation des séries financières trimestrielles

F1		F2	
0,9184	D_Preinvested	0,6773	R15-R11
0,9170	D_log(P)	0,6193	HML
0,9110	Mkt-RF	0,6193	UMD
0,8894	port5_4	0,4478	SMB
0,8859	port2_5	0,2825	ports_2
F3		**F4**	
0,3144	UMD	0,3536	D_log(DIV)
0,3144	HML	0,3416	D_DIVreinvested
0,2649	SMB	0,2428	Oil
0,2648	port9_low	0,1873	Coal
0,2481	Drugs	0,1793	Mines
F5		**F6**	
0,4082	D_DIVreinvested	0,2318	CP factor
0,3959	D_log(DIV)	0,1715	d-p
0,0833	PerSv	0,1489	Telcm
0,0562	portl_6	0,1390	D_DIVreinvested
0,0548	d-p	0,1244	D_log(DIV)

— Test de non-causalité de Granger

Granger a introduit le concept de causalité, au sens de précédence statistique [1], entre variables dans des modèles économétriques. L'idée est qu'une variable X cause, au sens de Granger, une variable Y si on peut mieux prédire Y en se servant du passé des variables X et Y que si l'on se servait uniquement de celui de Y. Pour faire un test au sens de Granger, il est important d'émettre deux hypothèses essentielles :

1. une cause est antérieure à son effet ;
2. la cause engendre des variations uniques dans l'effet. Autrement dit, la série causale contient des renseignements singuliers sur la série d'effets, lesquels ne seraient pas disponibles autrement.

Aux fins de ce test, nous utilisons un modèle $ADL(1,1)$ qui peut s'écrire comme suit : $y_t = \alpha + \phi_1 y_{t-1} + \beta_1 x_{t-1} + \varepsilon_t$ où β_1 mesure l'influence de x_{t-1} sur

1. Le concept de causalité au sens de Granger n'est pas un concept de causalité logique, mais bien de précédence statistique reflétant un contenu informationnel révélé par les mouvements passés d'une variable sur une autre variable.

y_t. Si $\beta_1 = 0$, alors x_{t-1} n'a pas de contenu informationnel sur y_t additionnel à celui de y_{t-1}. Une limite importante à la version bivariée du test de non-causalité de Granger est que s'il restait de l'autocorrélation dans le terme d'erreurs, l'estimateur du coefficient de x_{t-1} et le test de non-causalité de Granger seraient biaisés.

Nous testons l'hypothèse selon laquelle il n'y pas de causalité, au sens de Granger, à un seuil de 5 %. Les statistiques t et les probabilités de significativité marginale *(p-values)* sont rapportées dans les tableaux ci-dessous.

Tableau 4.6: Test de non causalité de Granger des séries mensuelles

(a) Séries macroéconomiques comme variable dépendante

Facteurs Financiers	statistique t	p-value
F1	6,3377	0,00
F2	2,2808	0,03
F3	10,0762	0,00
F4	1,8570	0,08
F5	4,2183	0,00
F6	3,0102	0,01
F7	1,7892	0,09

(b) Séries financières comme variable dépendante

Facteurs Macro.	statistique t	p-value
F1	2,0358	0,06
F2	1,4737	0,18
F3	0,3675	0,91
F4	3,5958	0,00
F5	3,3644	0,00
F6	2,3594	0,03
F7	3,0364	0,01

En ce qui concerne les panels mensuels, nos résultats montrent que les facteurs financiers ont plus d'influence, au sens de Granger, sur les séries macroéconomiques que l'inverse. En effet, cinq facteurs financiers ont des *p-values* inférieures au seuil de 5 % contre seulement quatre facteurs macroéconomiques mensuels.

Tableau 4.7: Test de non causalité de Granger des séries trimestrielles

(a) Séries macroéconomiques comme variable dépendante

Facteurs Financiers	Statistique t	*p-value*
F1	6,6570	0,00
F2	2,6721	0,02
F3	11,5730	0,00
F4	2,0385	0,06
F5	2,8704	0,01
F6	3,1747	0,01

(b) Séries financières comme variable dépendante

Facteurs macro.	Statistique t	*p-value*
F1	2,3752	0,03
F2	1,5211	0,18
F3	0,4282	0,86
F4	2,2643	0,04
F5	3,5833	0,00
F6	2,7554	0,01

Les panels trimestriels confirment les résultats des mensuels, puisqu'il y a plus de facteurs financiers qui causent, au sens de Granger, les séries macroéconomiques que l'inverse.

4.2 Prévision du taux de change mensuel

Dans cette section, nous présentons les résultats des prévisions mensuelles. Dans le tableau (4.8), nous avons consigné les erreurs quadratiques moyennes et les erreurs absolues moyennes. Le tableau (4.9), répertorie les ratios des erreurs quadratiques moyennes, ceux des erreurs absolues moyennes des prévisions mensuelles et les *p-values* du test de Diebold et Mariano (1995).

Tableau 4.8: Prévision du taux de change mensuel

	Erreur Quadratique Moyenne						Erreur Absolue Moyenne					
Modèles	h=1	h=3	h=6	h=12	h=18	h=24	h=1	h=3	h=6	h=12	h=18	h=24
Marche aléatoire	0,0004	0,0018	0,0044	0,0086	0,0110	0,0141	0,0149	0,0310	0,0498	0,0728	0,0903	0,0977
$ARMA(1,1)$	0,0004	0,0018	0,0045	0,0091	0,0122	0,0157	0,0143	0,0305	0,0493	0,0730	0,0928	0,1020
$DI-I^*$	0,0005	0,0019	0,0048	0,0092	0,0133	0,0263	0,0159	0,0314	0,0509	0,0709	0,0894	0,1247
$DI-II$	0,0005	0,0020	0,0052	0,0091	0,0121	0,0255	0,0160	0,0320	0,0513	0,0702	0,0874	0,1232
$DI-III$	0,0005	0,0022	0,0052	0,0094	0,0137	0,0267	0,0167	0,0335	0,0498	0,0689	0,0880	0,1261
$DI-IV$	0,0005	0,0022	0,0051	0,0104	0,0161	0,0314	0,0154	0,0340	0,0511	0,0745	0,0955	0,1379

* DI-I indique le premier modèle à indices de diffusion, DI-II le deuxième modèle à indices de diffusion, etc.

Tableau 4.9: Ratio des erreurs quadratiques moyennes et des erreurs absolues moyennes pour les prévisions mensuelles

	Erreur Quadratique Moyenne						Erreur Absolue Moyenne					
	h=1	h=3	h=6	h=12	h=18	h=24	h=1	h=3	h=6	h=12	h=18	h=24
Marche aléatoire	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
$ARMA(1,1)$	0,9444	0,9822	1,0082	1,0602	1,1020	1,1194	0,9569	0,9835	0,9885	1,0021	1,0280	1,0438
	(0,0680)	(0,2356)	(0,3843)	(0,0781)	(0,0323)	(0,0155)	(0,0437)	(0,2199)	(0,2620)	(0,4659)	(0,1694)	(0,1102)
$DI-I$	1,1022	1,0388	1,0821	1,0784	1,2070	1,8674	1,0635	1,0138	1,0214	0,9737	0,9901	1,2761
	(0,0357)	(0,00157)	(0,1258)	(0,2987)	(0,1258)	(0,0046)	(0,0107)	(0,1809)	(0,2635)	(0,3483)	(0,4550)	(0,0303)
$DI-II$	1,1471	1,1037	1,1719	1,0668	1,1005	1,8167	1,0709	1,0338	1,0301	0,9638	0,9685	1,2608
	(0,0363)	(0,0403)	(0,1161)	(0,2997)	(0,2531)	(0,0060)	(0,0098)	(0,0882)	(0,3008)	(0,2871)	(0,3448)	(0,0360)
$DI-III$	1,2598	1,2299	1,1671	1,0976	1,2450	1,9016	1,1163	1,0807	0,9985	0,9469	0,9752	1,2907
	(0,0180)	(0,0575)	(0,1743)	(0,2905)	(0,1297)	(0,0040)	(0,0066)	(0,0634)	(0,4904)	(0,2577)	(0,4047)	(0,0250)
$DI-IV$	1,0989	1,2475	1,1589	1,2120	1,4627	2,2355	1,0296	1,0976	1,0246	1,0231	1,0578	1,4115
	(0,0670)	(0,0489)	(0,1801)	(0,1470)	(0,0371)	(0,0005)	(0,2092)	(0,0465)	(0,3532)	(0,3928)	(0,3088)	(0,0034)

- NB : entre parenthèses, nous produisons les *p-values* du test de Diebold - Mariano (1995)

En matière d'erreur quadratique moyenne et de son ratio avec la marche aléatoire, les modèles à indices de diffusion perdent la confrontation sur tous les horizons. Cette domination de la marche aléatoire est d'autant plus marquée qu'elle frôle les 100% pour les trois premiers modèles à indices de diffusion à l'horizon h=24. Pour le même horizon, le score du quatrième modèle à indices de diffusion est doublé. C'est dire que la victoire de la marche aléatoire sur les modèles à indices de diffusion est plus nette lorsque h=24. Si on compare les résultats de nos modèles à indices de diffusion avec ceux du modèle ARMA (1,1) et si l'on considère toujours l'erreur quadratique moyenne, on note que seul le modèle DI-II arrive à tirer son épingle du jeu, et ce, seulement à l'horizon h=18, avec un ratio de 1,1005, pendant que son concurrent en présente un de 1,1020. Cependant, en considérant l'erreur absolue moyenne, seul le quatrième modèle à indices de diffusion (DI-IV) est battu par ses deux concurrents, à savoir la marche aléatoire et le modèle ARMA (1,1), sur tous les horizons. Les autres modèles remportent des victoires à certains horizons et en perdent sur d'autres au profit de leurs concurrents. En effet, à l'exception du modèle DI-III qui, contre la marche aléatoire remporte le duel de l'horizon h=6, mais perd contre le modèle ARMA (1,1), nos modèles à indices de diffusion sont surpassés aux horizons h=1, h=3, h=6 et h=24, mais en revanche font mieux que

leurs compétiteurs aux horizons h=12 et h=18. Et, en comparant nos deux modèles de référence, avec l'erreur quadratique moyenne, le modèle ARMA (1,1) bat celui de la marche aléatoire aux horizons h=1 et h=3, tandis qu'il perd sur les autres. Toutefois, avec l'erreur absolue moyenne, la marche aléatoire fait mieux seulement lorsque l'horizon est lointain (à partir de h=12). Si l'on considère la statistique de Diebold - Mariano, du point de vue de l'erreur quadratique moyenne, à un seuil de 5 %, nous pouvons dire en gros que les modèles à indices de diffusion et le modèle ARMA (1,1) produisent des prévisions avec des niveaux de précision différents de ceux de la marche aléatoire à h=24. Ce n'est qu'aux horizons h=6 et h=12 que les niveaux de précision des prévisions sont statistiquement les mêmes pour tous les modèles. Aux autres horizons, certains modèles donnent les mêmes niveaux de précision et d'autres non (voir tableau). Du point de vue de l'erreur absolue moyenne, les niveaux de précision sont statistiquement les mêmes aux horizons h=6, h=12 et h=18 pour tous les modèles. Sur les autres horizons, on observe des différences, mais aussi des équivalences dans les niveaux de précision.

4.3 Prévision du taux de change trimestriel

Ici, nous présentons les résultats des prévisions trimestrielles. Dans le tableau (4.10), nous avons consigné les erreurs quadratiques moyennes et les erreurs absolues moyennes. Le tableau (4.11), répertorie les ratios des erreurs quadratiques moyennes, ceux des erreurs absolues moyennes des prévisions mensuelles et les *p-values* du test de Diebold et Mariano (1995).

Tableau 4.10: Prévision du taux de change trimestriel

	Erreur Quadratique Moyenne						Erreur Absolue Moyenne					
Modèles	h=1	h=2	h=4	h=6	h=8	h=10	h=1	h=2	h=4	h=6	h=8	h=10
Marche aléatoire	0,0014	0,0038	0,0078	0,0102	0,0133	0,0170	0,0274	0,0461	0,0697	0,0872	0,0958	0,1088
$ARMA(1,1)$	0,0013	0,0038	0,0078	0,0100	0,0131	0,0165	0,0261	0,0461	0,0662	0,0806	0,0912	0,1015
$DI-I$	0,0026	0,0042	0,0075	0,0135	0,0244	0,0494	0,0370	0,0490	0,0688	0,0898	0,1237	0,1718
$DI-II$	0,0026	0,0046	0,0086	0,0109	0,0271	0,0496	0,0366	0,0511	0,0688	0,0822	0,1277	0,1763
$DI-III$	0,0024	0,0041	0,0089	0,0163	0,0307	0,0478	0,0360	0,0462	0,0699	0,0940	0,1384	0,1752
$DI-IV$	0,0024	0,0045	0,0096	0,0210	0,0446	0,0657	0,0363	0,0490	0,0723	0,1094	0,1625	0,2128

Tableau 4.11: Ratio des erreurs quadratiques moyennes et des erreurs absolues moyennes pour les prévisions trimestrielles

	Erreur Quadratique Moyenne						Erreur Absolue Moyenne					
	h=1	h=2	h=4	h=6	h=8	h=10	h=1	h=2	h=4	h=6	h=8	h=10
Marche aléatoire	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
$ARMA(1,1)$	0,8999	0,9987	0,9988	0,9761	0,9882	0,9743	0,9522	1,0005	0,9495	0,9247	0,9524	0,9325
	(0,0847)	(0,4878)	(0,4924)	(0,4031)	(0,4531)	(0,4130)	(0,1616)	(0,4948)	(0,1464)	(0,0983)	(0,2638)	(0,1925)
$DI-I$	1,8187	1,1016	0,9650	1,3243	1,8391	2,9110	1,3516	1,0641	0,9875	1,0300	1,2914	1,5783
	(0,0132)	(0,1246)	(0,3138)	(0,0872)	(0,0388)	(0,0128)	(0,0013)	(0,0820)	(0,3691)	(0,3930)	(0,0739)	(0,0031)
$DI-II$	1,8424	1,2075	1,1093	1,0667	2,0458	2,9188	1,3377	1,1093	0,9876	0,9428	1,3334	1,6203
	(0,0316)	(0,0464)	(0,2800)	(0,3463)	(0,0286)	(0,0045)	(0,0014)	(0,0399)	(0,4437)	(0,2475)	(0,0534)	(0,0057)
$DI-III$	1,7051	1,0687	1,1509	1,5991	2,3188	2,8154	1,3132	1,0038	1,0021	1,0780	1,4445	1,6097
	(0,0113)	(0,3577)	(0,2474)	(0,0458)	(0,0139)	(0,0039)	(0,0014)	(0,4819)	(0,4908)	(0,2944)	(0,0234)	(0,0066)
$DI-IV$	1,7327	1,1891	1,2303	2,0562	3,3638	3,8706	1,3243	1,0643	1,0368	1,2554	1,6965	1,9550
	(0,0397)	(0,2315)	(0,1731)	(0,0152)	(0,0076)	(0,0002)	(0,0023)	(0,2574)	(0,3770)	(0,0716)	(0,0035)	(0,0000)

En ce qui concerne la prévision du taux de change trimestriel, avec l'erreur quadratique moyenne, les modèles à indices de diffusion sont battus, à la fois par la marche aléatoire et par le modèle ARMA (1,1), qui assoient leur hégémonie sur tous les horizons. La domination de la marche aléatoire sur les modèles à indices de diffusion est d'autant plus marquée qu'elle frôle et dépasse même les 100 % à certains horizons. C'est notamment le cas lorsque h=6, h=8 et h=10. Avec l'erreur absolue moyenne comme métrique, deux modèles à indices de diffusion arrivent à tirer leur épingle du jeu. Ce sont les modèles DI-I et DI-II. Les deux modèles font mieux que la marche aléatoire à l'horizon h=4, mais sont devancés par le modèle ARMA (1,1). Le deuxième modèle à indices de diffusion poursuit sa lancée en battant encore la marche aléatoire lorsque h=6, et ce, même si, encore une fois, il perd contre son second concurrent qu'est le modèle ARMA (1,1). Ils perdent sur les autres horizons. Les deux autres modèles à indices de diffusion, soit celui DI-III et DI-IV, s'inclinent sur tous les horizons. Lorsqu'il est confronté à la marche aléatoire, le modèle ARMA (1,1) s'avère meilleur. En effet, il sort vainqueur de tous les horizons avec l'erreur quadratique moyenne comme métrique. L'erreur absolue moyenne confirmerait cette tendance si ce n'était le jeu presque égal qu'ils font à l'horizon h=2 où la marche aléatoire sort vainqueur, mais seulement par une proportion de 0,05%.

La statistique de Diebold – Mariano, selon l'erreur quadratique moyenne, à un seuil de 5%, indique que les modèles à indices de diffusion ont des niveaux de précision différents de ceux de la marche aléatoire aux horizons h=1, h=8 et h=10. Ce n'est qu'à l'horizon h=4 que tous les modèles affichent le même niveau de précision dans la prévision du taux de change. En considérant l'erreur absolue moyenne, l'hypothèse nulle de la statistique de Diebold – Mariano, selon laquelle les modèles à indices de diffusion affichent le même niveau de précision que la marche aléatoire, est rejetée aux horizons h=1 et h=10 et acceptée aux horizons h=4 et h=6. Aux autres horizons, cette hypothèse est acceptée pour certains modèles à indices de diffusion et rejetée pour d'autres (voir tableau). Quant à nos modèles de référence, la statistique de Diebold-Mariano nous renseigne qu'ils ont des niveaux de précision similaires sur tous les horizons, et ce, quelle que soit la métrique considérée.

Nous remarquons que l'erreur quadratique moyenne et l'erreur absolue moyenne peuvent aboutir à des conclusions différentes. En effet, nous observons que parfois la première statistique conclut qu'un modèle est meilleur pendant que la seconde en désigne un autre comme le gagnant. Certains auteurs comme Kolassa (2016) attribuent cela à une asymétrie dans la distribution des erreurs.

CONCLUSION

L'objectif de ce mémoire était de prévoir le taux de change dans un environnement riche en données avec des modèles à indices de diffusion et de comparer leurs performances avec celles de la marche aléatoire et du modèle ARMA (1,1), puis de comparer ces derniers entre eux. Dans cet exercice, il y a un fait reconnu par la plupart des auteurs : la marche aléatoire fait mieux que les modèles macroéconomiques traditionnels. Ces derniers se caractérisent par leur ensemble d'informations limité et par le caractère subjectif du choix des prédicteurs basé sur une probable influence de ceux-ci sur le taux de change. La méthodologie employée dans ce mémoire permet, avec un grand nombre de variables, d'avoir un grand nombre de prédicteurs potentiels. De plus, elle enlève le caractère arbitraire du choix de ces prédicteurs. Avec l'analyse des résultats obtenus, on peut se prononcer sur les capacités des modèles à indices de diffusion à battre la marche aléatoire dans l'exercice de prévision du taux de change.

Au vu des résultats, trois remarques s'imposent. Premièrement, selon l'erreur quadratique moyenne, la marche aléatoire conserve sa réputation intacte. En effet, face à elle, aucun de nos modèles à indices de diffusion n'a réussi à faire mieux, quand il s'agissait du taux de change mensuel. Et en ce qui concerne le taux de change trimestriel, seul le modèle DI-I arrive à la surpasser, mais uniquement à l'horizon h=4. Deuxièmement, l'erreur absolue moyenne permet à nos modèles à indices de diffusion de remporter un peu plus de victoires autant en comparaison avec la marche aléatoire qu'avec le modèle ARMA (1,1). Enfin, dans la confrontation de nos deux modèles de référence, on remarque que le modèle ARMA (1,1) se comporte mieux lorsque le taux de change est trimestriel : il sort vainqueur à tous les horizons avec un tel type de taux

de change, alors qu'il ne remporte que les horizons courts lorsque le taux de change est mensuel.

En définitive, nos résultats ne battent pas totalement en brèche les conclusions de Meese et Rogoff (1983). Face à la marche aléatoire et au modèle ARMA (1,1), nos modèles à indices de diffusion ne surclassent pas la marche aléatoire en tant que modèle de prévision du taux de change Canada/Etats-Unis.

Des travaux subséquents pourraient considérer d'autres variantes du modèle à facteurs (par exemple, le modèle à facteurs dynamiques). Il serait souhaitable d'avoir aussi des données financières canadiennes afin d'avoir le même type de données d'un côté comme de l'autre. Aussi, il serait intéressant de considérer une fenêtre d'estimation extensible au lieu de la coulissante pour voir comment les modèles à facteurs pourraient se comporter. Enfin, on pourrait aussi considérer des horizons plus lointains.

ANNEXE A

TABLEAU : DONNÉES

Les codes de transformation pour stationnariser les variables sont : (1) pas de transformation ; (2) première différence ; (4) logarithme ; (5) première différence des logarithmes ; (6) deuxième différence des logarithmes. Sauf indication contraire (entre parenthèses), toutes les séries macroéconomiques américaines viennent de la base de données d'IHS Global Insights. Ainsi, les autres sources sont : FRED (St. Louis Federal Reserve Economic Data), BLS (Bureau of Labor Statistics), S (R. J. Shiller website), BEA (Bureau of Economic Analysis), IMF (IMF International Financial Statistics database), B (R Barnichon Website), UM (Thompson Reuters/University of Michigan Surveys of Consumers) ou AC (author's calculation).

Tableau A.1: Liste des variables macroéconomiques

#	Code	Nom	Description	Tranformation
			séries macroéconomiques américaines	
1	M_14386177	PI	Personal Income	5
3	M_123008274	Consumption	Real Personal Consumption Expenditures(AC)	5
4	M_110156998	M&T Sales	Manufacturing And Trade Sales	5
5	M_130439509	Retail sales	Sales Of Retail Stores	5
6	M_116460980	IP : total	Industrial Production Index - Total Index	5

Tableau A.1 - suite

#	Code	Nom	Description	Tranformation
7	M_116460981	IP : Products	Industrial Production Index - Products, Total	5
8	M_116461268	IP : final prod	Industrial Production Index - Final Products	5
9	M_116460982	IP : cons gds	Industrial Production Index - Consumer Goods	5
10	M_116460983	IP : cons dble	Industrial Production Index - Durable Consumer Goods	5
11	M_116460988	IP : cons nondble	Industrial Production Index - Nondurable Consumer Goods	5
12	M_116460995	IP : bus eqpt	Industrial Production Index - Business Equipment	5
13	M_116461002	IP : matls	Industrial Production Index - Materials	5
14	M_116461004	IP : dble matls	Industrial Production Index - Durable Goods Materials	5
15	M_116461008	IP : nondble matls	Industrial Production Index - Nondurable Goods Materials	5
16	M_116461013	IP : mfg	Industrial Production Index - Manufacturing	5
17	M_116461276	IP : res util	Industrial Production Index - Residential Utilities	5
18	M_116461275	IP : fuels	Industrial Production Index - Fuels	5
19	M_110157212	NAPM	NAPM Production Index	1
20	M_116461602	Cap util	Capacity Utilisation	2
21	-	Help wanted indx	Index of help-wanted advertising (B)	2
22	M_110156531	Help wanted/unemp	Ratio of help-wanted ads/No. unemplyed (AC)	2
23	M_110156467	Emp CPS total	Civilian Labor Force : Employed, Total	5
24	M_110156498	Emp CPS nonag	Civilian Labor Force : Employed, Nonagric. Industries	5
25	M_110156541	U : all	Unemployment Rate : All workers, 16 years & over	2
26	M_110156528	U : mean duration	Unemp By Duration : Average Duration in Weeks	2
27	M_110156527	U < 5 weeks	Unemploy By Duration : Person Unemploy less Than 5 Wks	5
28	M_110156523	U 5-14 wks	Unemploy By Duration : Persons Unemploy 5 To 14 Wks	5
29	M_110156524	U 15+ wks	Unemploy By Duration : Persons Unemploy 15 Wks +	5
30	M_110156525	U 15-26 wks	Unemploy By Duration : Persons Unemploy 15 To 26 Wks	5
31	M_110156526	U 27+ wks	Unemploy By Duration : Persons Unemploy 27 Wks +	5
32	M_15186204	UI claims	Initial Claims for Unemployment Insurance	5
33	M_123109146	Emp : total	Employees on Nonfarm Payrolls - Total Private	5
34	M_123109172	Emp : gds prod	Employees on Nonfarm Payrolls - Goods Producing	5
35	M_123109244	Emp : mining	Employees on Nonfarm Payrolls - Mining	5
36	M_123109331	Emp : const	Employees on Nonfarm Payrolls - Construction	5
37	M_123109542	Emp : mfg	Employees on Nonfarm Payrolls - Manufacturing	5
38	M_123109573	Emp : dble gds	Employees on Nonfarm Payrolls - Durable Goods	5

Tableau A.1 - suite

#	Code	Nom	Description	Tranformation
39	M_123109741	Emp : bondbles	Employees on Nonfarm Payrolls - Nondurable Goods	5
40	M_123109193	Emp : services	Employees on Nonfarm Payrolls - Service Provinding	5
41	M_12311543	Emp : TTU	Employees on Nonfarm Payrolls -Trade, Transport., And Util.	5
42	M_123111563	Emp : wholesale	Employees on Nonfarm Payrolls - Wholesale Trade	5
43	M_123111867	Emp : retail	Employees on Nonfarm Payrolls - Retail Trade	5
44	M_123112777	Emp : Fire	Employees on Nonfarm Payrolls - Financial Activities	5
45	M_123114411	Emp : Govt	Employees on Nonfarm Payrolls - Government	5
46	-	Agg wkly hours	Index of Aggregate Weekly Hours (BLS)	2
47	M_140687274	Avg hrs	Avg Weekly Hrs of Prod or Nonsup Work. Private Nonfarm - Gds Prod.	2
48	M_123109554	Overtime : mfg	Avg Weekly Hrs of Prod or Nonsup Work. Private Nonfarm - Mfg OT	2
49	M_14386098	Avg hrs : mfg	Average Weekly Hours, Mfg	2
50	M_110157206	NAPM empl	NAPM Employment Index	1
51	M_110155536	Starts : nonfarm	Housing Starts : Nonfarm (1947-58) ; Total Farm & Nonfarm (1959-)	5
52	M_110155536	Starts : NE	Housing Starts : Northeast	5
53	M_155537	Starts : MW	Housing Starts : Midwest	5
54	M_110155543	Starts : South	Housing Starts : South	5
55	M_110155544	Starts : West	Housing Starts : West	5
56	M_110155532	BP : total	Housing Authorized : Total New Priv Housing Units	5
57	M_110155531	BP : NE	Housing Authorized By Build. Permits : Northeast	5
58	M_110155530	BP : MW	Housing Authorized By Build. Permits :Midwest	5
59	M_110155533	BP : South	Housing Authorized By Build. Permits : South	5
60	M_110155534	BP : West	Housing Authorized By Build. Permits : West	5
61	M_110157208	PMI	Purchasing Manager's Index	1
62	M_110157210	NAPM new orders	Napm New Orders Index	1
63	M_110157205	NAPM vendor del	Napm Vendor Deliveries Index	1
64	M_110157211	NAPM Invent	Napm Inventories Index	1
65	M__14385863	Orders : cons gds	Mfrs' New Orders, Consumer Goods And Materials	5
66	M_14386110	Orders : dble gds	Mfrs' New Orders, Durable Goods Industries	5
67	M_178554409	Orders : cap gds	Mfrs' New Orders, Nondefense Capital Goods	5
68	M_14385946	Unf orders :dble	Mfrs' Unfilled Orders, Durable Goods Indus.	5
69	M_15192014	M&T invent	Manufacturing And Trade Inventories	5
70	M_15191529	M&T invent/sales	Ratio, Mfg. And Trade Inventories To Sales	2

Tableau A.1 - suite

#	Code	Nom	Description	Tranformation
71	M_110154984	M1	Money Stock : M1	6
72	M_110154985	M2	Money Stock : M2	6
73	M_110155013	Currency	Money Stock : Currency held by the public	6
74	M_110154985	M2 (real)	Money Supply : Real M2 (AC)	5
75	M_110154995	MB	Monetary Base, Adj For Reserve Requirement Changes	6
76	M_110155011	Reserves tot	Depository Inst Reserves :Total, Adj For Reserve Req Chgs	6
77	M_110155009	Reserves nonbor	Depository Inst Reserves :Nonborrowed,Adj Res Req Chgs	6
78	BUSLOANS	C&I loans	Commercial and Industrial Loans at All Commercial Banks (FRED)	6
79	BUSLOANS	C&I loans	Change in Comm. and Indust. Loans at All Commercial Banks (FRED)	1
80	M_110155009	Cons credit	Consumer Credit Outstanding - Nonrevolving	6
81	M_110154569	Inst cred/PI	Ratio, Consumer Installment Credit To Personal Income	2
82	M_110155044	S&P 500	S&Ps Common Stock Price Index : Composite	5
83	M_110155047	S&P : indust	S&Ps Common Stock Price Index : & Industrials	5
84	-	S&P div yield	S&Ps Composite Common Stock : Dividend Yield Real (S)	2
85	-	S&P PE ratio	S&Ps Composite Common Stock : Price-Earnings Ratio Real (S)	5
86	M_110155157	Fed Funds	Interest Rate : Federal Funds	2
87	CPF3M	Comm paper	3-Month AA Financial Commercial Paper Rate (FRED)	2
88	M_110155165	3 mo T-bill	Interest Rate : U.S.Treasury Bills,Sec Mkt, 3-Mo.	2
89	M_110155165	6 mo T-bill	Interest Rate : U.S.Treasury Bills,Sec Mkt, 6-Mo.	2
90	M_110155165	1 yr T-bond	Interest Rate : U.S.Treasury Const Maturities, 1-Yr.	2
91	M_110155174	5 yr T-bond	Interest Rate : U.S.Treasury Const Maturities, 5-Yr.	2
92	M_110155169	10 yr T-bond	Interest Rate : U.S.Treasury Const Maturities, 10-Yr.	2
93	M_14386682	Aaa bond	Bond Yield : Moodys Aaa Corporate	2
94	M_14386683	Baa bond	Bond Yield : Moodys Baa Corporate	2
95	-	CP-FF spread	CP-FF spread (AC)	1
96	-	3 mo-FF spread	3 mo-FF spread (AC)	1
97	-	6 mo-FF spread	6 mo-FF spread (AC)	1
98	-	1 yr-FF spread	1 yr-FF spread (AC)	1
99	-	5 yr-FF spread	5 yr-FF spread (AC)	1
100	-	10 yr-FF spread	10 yr-FF spread (AC)	1
101	-	Aaa-FF spread	Aaa-FF spread (AC)	1
102	-	Baa-FF spread	Baa-FF spread (AC)	1

Tableau A.1 - suite

#	Code	Nom	Description	Tranformation
103	-	Ex rate : avg	Nominal E□ective Exchange Rate, Unit Labor Costs (IMF)	5
104	M_110154768	Ex rate : Switz	Foreign Exchange Rate : Switzerland - Swiss Franc Per U.S.$	5
105	M_110154768	Ex rate : Japan	Foreign Exchange Rate : Japan - Yen Per U.S.$	5
106	M_110154772	Ex rate : UK	Foreign Exchange Rate : United Kingdom - Cents Per Pound	5
107	M_110154744	EX rate : Canada	Foreign Exchange Rate : Canada - Canadian $ Per U.S.$	5
108	M_110157517	PPI : fin gds	Producer Price Index : Finished Goods	6
109	M_110157508	PPI : cons gds	Producer Price Index : Finished Consumer Goods	6
110	M_110157527	PPI : int materials	Producer Price Index :I ntermed Mat.Supplies & Components	6
111	M_110157500	PPI : crude materials	Producer Price Index : Crude Materials	6
112	M_110157273	Spot market price	Spot market price index : bls & crb : all commodities	6
113	M_110157335	PPI : nonferrous mat.	Producer Price Index : Nonferrous Materials	6
114	M_110157204	NAPM com price	Napm Commodity Prices Index	1
115	M_110157323	CPI-U : all	Cpi-U : All Items	6
116	M_110157299	CPI-U : apparel	Cpi-U : Apparel & Upkeep	6
117	M_110157302	CPI-U : transp	Cpi-U : Transportation	6
118	M_110157304	CPI-U : medical	Cpi-U : Medical Care	6
119	M_110157314	CPI-U : comm.	Cpi-U : Commodities	6
120	M_110157315	CPI-U : dbles	Cpi-U : Durables	6
121	M_110157325	CPI-U : services	Cpi-U : Services	6
122	M_110157328	CPI-U : ex food	Cpi-U : All Items Less Food	6
123	M_110157329	CPI-U : ex shelter	Cpi-U : All Items Less Shelter	6
124	M_110157330	CPI-U : ex med	Cpi-U : All Items Less Midical Care	6
125	gmdc	PCE de	Pce, Impl Pr De :Pce (BEA)	6
126	gmdcn	PCE de : dlbes	Pce, Impl Pr De :Pce ; Durables (BEA)	6
127	gmdcn	PCE de : nondble	Pce, Impl Pr De :Pce ; Nondurables (BEA)	6
128	gmdcs	PCE de : service	Pce, Impl Pr De :Pce ; Services (BEA)	6
129	M_123109182	AHE :goods	Avg Hrly Earn. of Prod or Nonsup Workers Private Nonfarm - Gds Prod.	6
130	M_123109341	AHE : const	Avg Hrly Earn. of Prod or Nonsup Workers Private Nonfarm - COnstr	6
131	M_123109552	AHE : mfg	Avg Hrly Earn. of Prod or Nonsup Workers Private Nonfarm - Manufact.	6
132	hhsntn	Consumer expect	U. of Mich. Index of Consumer Expectations (UM)	2

Tableau A.1 - suite

séries macroéconomiques canadiennes

#	code	Nom	transformation
133	v4667	Housing starts : Total residential and non-residential	4
134	v4668	Housing starts :Residential	4
135	v4670	Housing starts Industrial	4
136	v4671	Housing starts :Commercial	4
137	v729949	Housing starts : Total units	4
138	v37119	Total personal loans	5
139	v37120	Business loans	5
140	v37130	Residential mortgages	5
141	v37135	Chartered bank deposits, personal, term	5
142	v37140	Bankers' acceptances	5
143	v37153	Canadian dollar assets : Total loans	5
144	v41552795	M1B (gross)	5
145	v41552798	M2+ (gross)	5
146	v36414	Total business and household credit	5
147	v36415	Household credit	5
148	v36416	Residential mortgage credit	5
149	v36417	Consumer credit	5
150	v36418	Business credit	5
151	v36420	Short-term business credit	6
152	v122485	Gov. of mktble bds, average yield : 3-5 year	1
153	v122486	Gov of mktble bds, average yield : 5-10 year	1
154	v122487	Gov. of mktble bds, average yield : over 10 years	1
155	v122491	Prime corporate paper rate : 3 month	1
156	v122497	Average residential mortgage lending rate : 5 year	1
157	v122505	Forward premium or discount (-), USD in : 3 month	1
158	v122509	Prime corporate paper rate : 1 month	1
159	v122530	Bank rate	1
160	v122541	Treasury bill auction - average yields : 3 month	1
161	v122552	Treasury bill auction - average yields : 6 month	1
162	v122556	Prime corporate paper rate : 2 month	1
163	v122558	Gov.of mrktble bds, average yield : 1-3 year	1

Tableau A.1 - suite

#	Code	Nom	transformation
164	v37412	TSE, value of shares traded	5
165	v37413	TSE, volume of shares traded	5
166	v37414	US common stocks, Dow-Jones industrials, high	5
167	v37415	US common stocks, Dow-Jones industrials, low	5
168	v37416	US common stocks, Dow-Jones industrials, close	5
169	v37419	NYSE, customers' debit balances	5
170	v37420	NYSE, customers' free credit balance	5
171	v122620	S & P/TSE Composite Index, close (Index, 2000=1000)	5
172	v122628	TSE, stock dividend yields (composite), closing quotations	1
173	v122396	Total official international reserves	5
174	v122397	Convertible foreign currencies, USD	5
175	v37426	USD, noon spot rate, average	5
176	v37428	Swedish krona, noon spot rate, average	5
177	v37429	Swiss franc, noon spot rate, average	5
178	v37430	UK pound sterling, noon spot rate, average	5
179	v37431	UK pound sterling, 90-day forward noon rate	5
180	v37438	USD, 30-day forward closing rate	5
181	v37440	USD, 180-day forward closing rate	5
182	v37441	USD, 1-year forward closing rate	5
183	v37456	Japanese yen, noon spot rate, average	5
184	v52673496	Total, all commodities	5
185	v52673498	Energy	5
186	v52673499	Metals & Minerals	5
187	v52673502	Forestry	5
188	v183474	Imports, US, including Puerto Rico & Virgin Islands	2
189	v183475	Imports, UK	2
190	v183476	Imports, EU excluding UK	2
191	v183477	Imports, Japan	2
192	v191559	Exports, US, including Puerto Rico and Virgin Islands	2
193	v191560	Exports, UK	2

Tableau A.1 - suite

#	Code	Nom	transformation
194	v191561	Exports, EU excluding UK	2
195	v191562	Exports, Japan	2
196	v21386488	Imports, total of all merchandise	2
197	v21386492	Imports, Energy products	2
198	v21386495	Imports, Forestry products	2
199	v21386496	Imports, Industrial goods & materials	2
200	v21386500	Imports, Machinery & equipment	2
201	v21386505	Imports, Automotive products	2
202	v21386514	Exports, total of all merchandise	2
203	v21386518	Exports, Energy products	2
204	v21386522	Exports, Forestry products	2
205	v21386526	Exports, Industrial goods & materials	2
206	v21386531	Exports, Machinery & equipment	2
207	v21386535	Exports, Automotive products	2
208	v2062815	Unemployment rate, both sexes, 15 y and over	1
209	v2063000	NL employment (people), both sexes, 15 y and over	5
210	v2063004	NL unemployment rate both sexes, 15 y and over	1
211	v2063189	PEI Employment (people), both sexes, 15 y and over	5
212	v2063193	PEI employment rate, both sexes, 15 y and over	1
213	v2063378	NS Employment (people), both sexes, 15 y and over	5
214	v2063382	NS unemployment rate both sexes, 15 y and over	1
215	v2063567	NB employment (people), both sexes, 15 y and over	5
216	v2063571	NB, unemployment rate, both sexes, 15 y and over	1
217	v2063756	Qc Employment (people), both sexes, 15 y and over	5
218	v2063760	Qc unemployment rate, both sexes, 15 y and over	1
219	v2063945	ON employment (people), both sexes, 15 y and over	5
220	v2063949	ON unemployment rate, both sexes, 15 y and over	1
221	v2064134	MB employment (people), both sexes, 15 y and over	5
222	v2064138	MB unemployment rate, both sexes ; 15 y and over	1
223	v2064323	SK employment (people), both sexes, 15 y and over	5

Tableau A.1 - suite

#	Code	Nom	transformation
224	v2064327	SK unemployment rate, both sexes, 15 y and over	1
225	v2064512	AB Employment (people), both sexes15 y and over	5
226	v2064516	AB employment (people), both sexes, 15 y and over	1
227	v2064701	BC employment (people), both sexes, 15 y and over	5
228	v2064705	BC unemployment rate, both sexes, 15 y and over	1
229	v2057603	Total employed, all industries	5
230	v2057604	Goods-producing sector	5
231	v2057607	public services	5
232	v2057608	Construction	5
233	v2057609	Fabrication	5
234	v2057610	Services	5
235	v2057611	Wholesale and retail trade	5
236	v2057612	Transportation and warehousing	5
237	v2057613	Finance, insurance, real estate, rental and leasing	5
238	v2057614	Professional, scientific and technical services	5
239	v2057615	Business, building and other support services	5
240	v41690973	All-items (2002=100)	5
241	v41691219	Housing (1986 definition) (2002=100)	5
242	v41691222	Goods (2002=100)	5
243	v41691223	Durable goods (2002=100)	5
244	v41691225	Non-durable goods (2002=100)	5
245	v41691230	Services (2002=100)	5
246	v41691231	Services excluding shelter services (2002=100)	5
247	v41691232	All-items excluding food (2002=100)	5
248	v41691237	Food and energy (2002=100)	5
249	v41691238	All-items excluding energy (2002=100)	5
250	v41691239	Energy (2002=100)	5
251	v41692942	All-items excluding eight of the most volatile components (Bank of definition) (2002=100)	5
252	v53384745	All manufacturing	5
253	v53384983	Total excluding food and beverage manufacturing	5

Tableau A.1 - suite

#	Code	Nom	transformation
254	v53384989	Primary metal manufacturing excluding precious metals	5
255	v7677	Average work week, manufacturing (Hours)	1
256	v7680	Housing index (Index, 1992=100)	5
257	v7683	New orders, durable goods (Dollars, 1992)	5
258	v7684	Retail trade, furniture and appliances (Dollars, 1992)	5
259	v7686	Shipment to inventory ratio, finished products	5

Tableau A.2: Liste des variables financières

#	Nom Court	Description	Source	Transformation
1	D_log(DIV)	$\Delta log\left(D_t^*\right)$(voir plus bas pour plus de détails)	CRSP	1
2	D_log(P)	$\Delta log\left(P_t\right)$(voir plus bas pour plus de détails)	CRSP	1
3	D_DIVreinvest	$\Delta log\left(D_t^{re,*}\right)$(voir plus bas pour plus de détails)	CRSP	1
4	D_Preinvest	$\Delta log\left(P_t^{re,*}\right)$(voir plus bas pour plus de détails)	CRSP	1
5	d-p	$log\left(D_t^*\right) - log\left(P_t\right)$(voir plus bas pour plus de détails)	CRSP	1
6	R15-R11	(Small, High) minus (Small, Low) sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
7	CP	Cochrane-Piazzesi factor (Cochrane and Piazzesi (2005))	Monika Piazzesi	1
8	Mkt-RF	Market excess return	Kenneth French	1
9	SMB	Small Minus Big, sorted on size	Kenneth French	1
10	HML	High Minus Low, sorted on book-to-market	Kenneth French	1
11	UMD	Up Minus Down, sorted on momentum	Kenneth French	1
12	Agric	Agric industry portfolio	Kenneth French	1
13	Food	Food industry portfolio	Kenneth French	1
14	Beer	Beer industry portfolio	Kenneth French	1
15	Smoke	Smoke industry portfolio	Kenneth French	1
16	Toys	Toys industry portfolio	Kenneth French	1
17	Fun	Fun industry portfolio	Kenneth French	1
18	Books	Books industry portfolio	Kenneth French	1

Tableau A.2 - suite

#	Nom Court	Description	Source	Transformation
19	Hshld	Hshld industry portfolio	Kenneth French	1
20	Clths	Clths industry portfolio	Kenneth French	1
21	MedEq	MedEq industry portfolio	Kenneth French	1
22	Drugs	Drugs industry portfolio	Kenneth French	1
23	Chems	Chems industry portfolio	Kenneth French	1
24	Rubbr	Rubbr industry portfolio	Kenneth French	1
25	Txtls	Txtls industry portfolio	Kenneth French	1
26	BldMt	BldMt industry portfolio	Kenneth French	1
27	Cnstr	Cnstr industry portfolio	Kenneth French	1
28	Steel	Steel industry portfolio	Kenneth French	1
29	Mach	ElcEq industry portfolio	Kenneth French	1
30	ElcEq	ElcEq industry portfolio	Kenneth French	1
31	Autos	Autos industry portfolio	Kenneth French	1
32	Aero	Aero industry portfolio	Kenneth French	1
33	Ships	Ships industry portfolio	Kenneth French	1
34	Mines	Mines industry portfolio	Kenneth French	1
35	Coal	Coal industry portfolio	Kenneth French	1
36	Oil	Oil industry portfolio	Kenneth French	1
37	Util	Util industry portfolio	Kenneth French	1
38	Telcm	Telcm industry portfolio	Kenneth French	1
39	PerSv	PerSv industry portfolio	Kenneth French	1
40	BusSv	BusSv industry portfolio	Kenneth French	1
41	Hardw	Hardw industry portfolio	Kenneth French	1
42	Chips	Chips industry portfolio	Kenneth French	1
43	LabEq	LabEq industry portfolio	Kenneth French	1
44	Paper	Paper industry portfolio	Kenneth French	1
45	Boxes	Boxes industry portfolio	Kenneth French	1
46	Trans	Trans industry portfolio	Kenneth French	1
47	Whlsl	Whlsl industry portfolio	Kenneth French	1
48	Rtail	Rtail industry portfolio	Kenneth French	1
49	Meals	Meals industry portfolio	Kenneth French	1
50	Banks	Banks industry portfolio	Kenneth French	1
51	Insur	Insur industry portfolio	Kenneth French	1

Tableau A.2 - suite

#	Nom Court	Description	Source	Transformation
52	RlEst	RlEst industry portfolio	Kenneth French	1
53	Fin	Fin industry portfolio	Kenneth French	1
54	Other	Other industry portfolio	Kenneth French	1
55	1_2	(1, 2) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
56	1_4	(1, 4) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
57	1_5	(1, 5) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
58	1_6	(1, 6) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
59	1_7	(1, 7) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
60	1_8	(1, 8) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
61	1_9	(1, 9) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
62	1_high	(1, high) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
63	2_low	(2, low) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
64	2_2	(2, 2) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
65	2_3	(2, 3) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
66	2_4	(2, 4) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
67	2_5	(2, 5) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
68	2_6	(2, 6) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
69	2_7	(2, 7) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
70	2_8	(2, 8) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
71	2_9	(2, 9) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
72	2_high	(2, high) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
73	3_low	(3, low) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
74	3_2	(3, 2) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
75	3_3	(3, 3) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
76	3_4	(3, 4) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
77	3_5	(3, 5) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
78	3_6	(3, 6) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
79	3_7	(3, 7) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
80	3_8	(3, 8) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
81	3_9	(3, 9) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
82	3_high	(3, high) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
83	4_low	(4, low) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1

Tableau A.2 - suite

#	Nom Court	Description	Source	Transformation
84	4_2	(4, 2) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
85	4_3	(4, 3) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
86	4_4	(4, 4) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
87	4_5	(4, 5) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
88	4_6	(4, 6) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
89	4_7	(4, 7) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
90	4_8	(4, 8) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
91	4_9	(4, 9) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
92	4_high	(4, high) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
93	5_low	(5, low) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
94	5_2	(5, 2) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
95	5_3	(5, 3) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
96	5_4	(5, 4) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
97	5_5	(5, 5) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
98	5_6	(5, 6) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
99	5_7	(5, 7) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
100	5_8	(5, 8) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
101	5_9	(5, 9) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
102	5_high	(5, high) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
103	6_low	(6, low) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
104	6_2	(6, 2) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
105	6_3	(6, 3) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
106	6_4	(6, 4) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
107	6_5	(6, 5) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
108	6_6	(6, 6) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
109	6_7	(6, 7) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
110	6_8	(6, 8) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
111	6_9	(6, 9) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
112	6_high	(6, high) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
113	7_low	(7, low) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
114	7_2	(7, 2) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1

Tableau A.2 - suite

#	Nom Court	Description	Source	Transformation
115	7_3	(7, 3) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
116	7_4	(7, 4) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
117	7_5	(7, 5) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
118	7_6	(7, 6) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
119	7_7	(7, 7) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
120	7_8	(7, 8) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
121	7_9	(7, 9) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
122	8_low	(8, low) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
123	8_2	(8, 2) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
124	8_3	(8, 3) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
125	8_4	(8, 4) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
126	8_5	(8, 5) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
127	8_6	(8, 6) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
128	8_7	(8, 7) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
129	8_8	(8, 8) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
130	8_9	(8, 9) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
131	8_high	(8, high) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
132	9_low	(9, low) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
133	9_2	(9, 2) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
134	9_3	(9, 3) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
135	9_4	(9, 4) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
136	9_5	(9, 5) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
137	9_6	(9, 6) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
138	9_7	(9, 7) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
139	9_8	(9, 8) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
140	9_high	(9, high) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
141	10_low	(10, low) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
142	10_2	(10, 2) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
143	10_3	(10, 3) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
144	10_4	(10, 4) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1

Tableau A.2 - suite

#	Nom Court	Description	Source	Transformation
145	10_5	(10, 5) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
146	10_6	(10, 6) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1
147	10_7	(10, 7) portfolio sorted on (size, book-to-market)	Kenneth French	1

— Détails sur les données CRSP

Ici, nous reproduisons les explications données par Jurado *et al.* (2013).

Les cinq premières séries financières proviennent du *Center for Research in Security Prices* (CRSP). Elles sont obtenues à partir de séries de rendements annuels. Certaines contiennent des dividendes (vwretd) et d'autres non (vwretx). Elles ont l'interprétation suivante :

$$VWRETD_t = \frac{P_{t+1} - D_{t+1}}{P_t},$$

$$VWRETX_t = \frac{P_{t+1}}{P_t}.$$

À partir de ces données, une série de prix normalisés P, a été construite en utilisant la récursion :

$$P_0 = 1,$$

$$P_t = P_{t-1}.VWRETX_t.$$

Une série de dividendes est alors construite en utilisant :

$$D_t = P_{t-1} = (VWRETD_t - VWRETX_t)\,.$$

Afin d'enlever la saisonnalité dans les données des dividendes, au lieu de D_t, la suite suivante est utilisée :

$$D_t^* = \frac{1}{12}\sum_{j=0}^{11} D_{t-j}.$$

Ce qui représente la moyenne mobile sur toute l'année. Pour les séries de prix et dividendes sous « réinvestissement », le prix, P^{re} est calculé comme la valeur normalisée du portefeuille de marché en vertu d'un réinvestissement des dividendes, en utilisant la récursivité.

$$P_0^{re} = 1,$$

$$P_t^{re} = P_{t-1}.VWRETD_t.$$

De même, on peut définir les dividendes à réinvestir, D_t^{re} comme le total des dividendes payées sur un portefeuille en utilisant :

$$D_t^{re} = P_{t-1}^{re} = (VWRETD_t - VWRETX_t)\,.$$

La saisonnalité est enlevée de la même manière que précédemment :

$$D_t^{re,*} = \frac{1}{12}\sum_{j=0}^{11} D_{t-j}^{re}.$$

Ainsi, les cinq premières variables financières sont construites comme suit :

1. $D_log(DIV) = \Delta log\left(D_t^*\right)$,
2. $D_log\left(P\right) = \Delta log\left(P_t\right)$,
3. $D_DIVreinvest = \Delta log\left(D_t^{re,*}\right)$,
4. $D_Preinvest = \Delta log\left(P_t^{re,*}\right)$,
5. $d - p = log\left(D_t^*\right) - log\left(P_t\right)$.

ANNEXE B

GRAPHIQUE : PRÉVISIONS

Figure B.1: Graphique des prévisions mensuelles

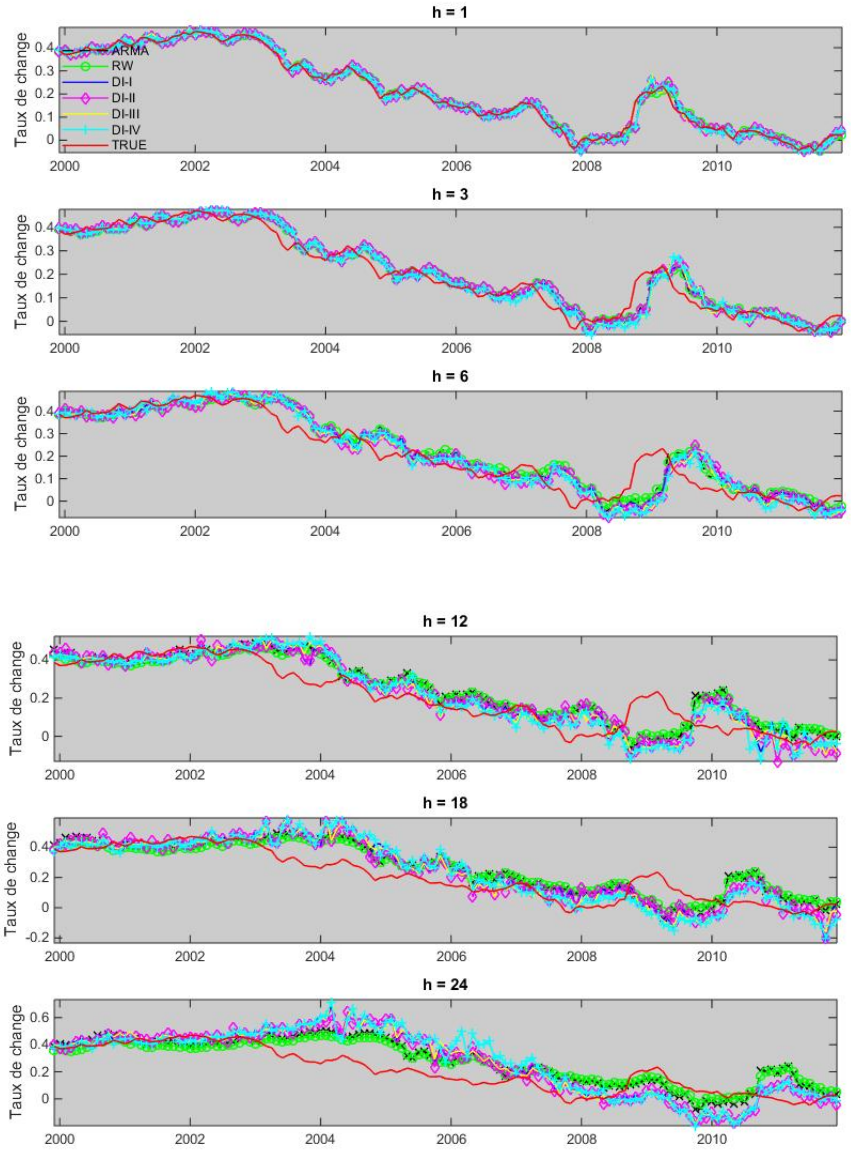
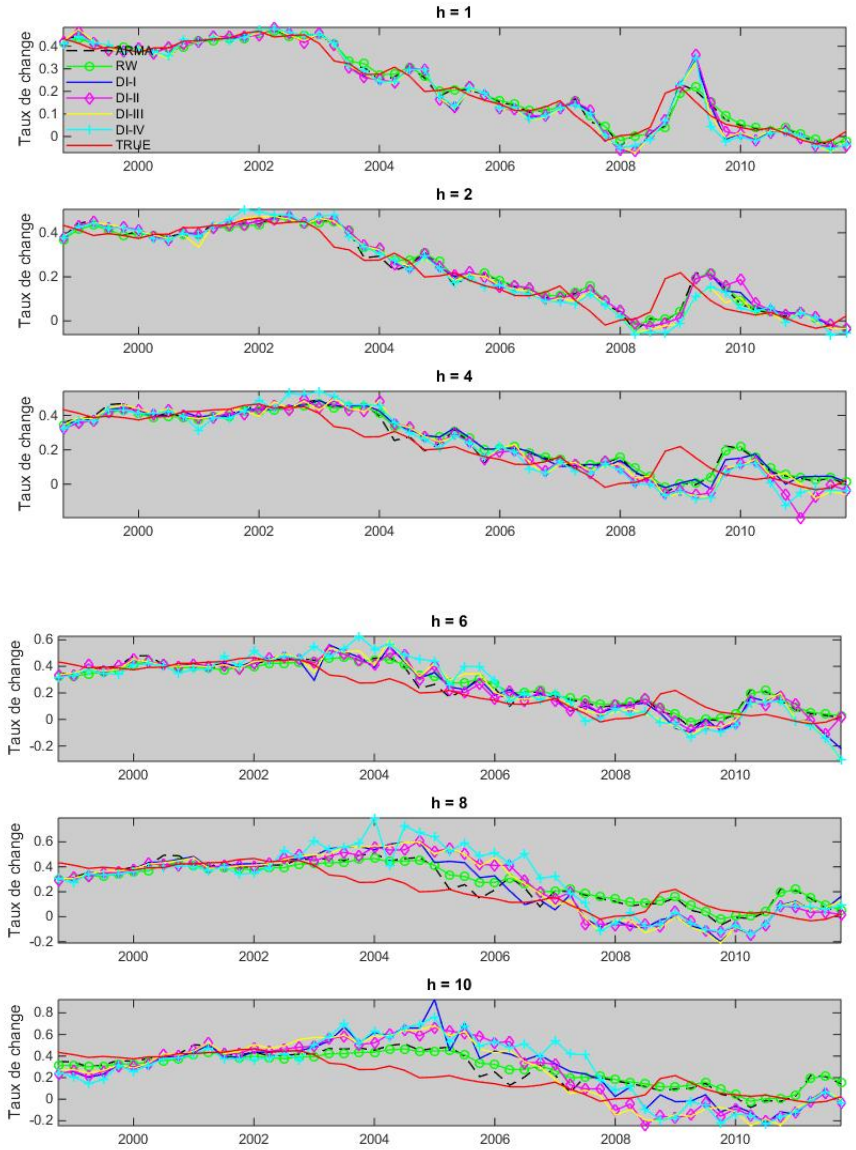


Figure B.2: Graphique des prévisions trimestrielles



RÉFÉRENCES

Alquist, R. et M. D. Chinn. 2008. « Conventional and Unconventional Approaches to Exchange Rate Modelling and Assessment », *International Journal of Finance & Economics*, vol. 13, no. 1, p. 2–13.

Amengual, D. et M. W. Watson. 2007. « Consistent Estimation of the Number of Dynamic Factors in a Large N and T Panel », *Journal of Business & Economic Statistics*, vol. 25, p. 91–96.

Bai, J. et S. Ng. 2002. « Determining the Number of Factors in Approximate Factor Models », *Econometrica*, vol. 70, no. 1, p. 191–221.

Bai, J. et S. Ng. 2008. « Forecasting Economic Time Series Using Targeted Predictors », *Journal of Econometrics*, vol. 146, no. 2, p. 304–317.

Bedock, N. et D. Stevanovic. 2012. « An Empirical Study of Credit Shock Transmission in a Small Open Economy », *Centre Interuniversitaire de Recherche en Analyse des Organisations (CIRANO)*.

Chen et K. Rogoff. 2003. Commodity Currencies and Empirical Exchange Rate Puzzles. DNB Staff Reports (discontinued) no. 76, Netherlands Central Bank.

Chen, Y.-C., K. Rogoff, et B. Rossi. 2010. Can Exchange Rates Forecast Commodity Prices ? Working Papers no. 10-07, Duke University, Department of Economics.

Cheung, Y.-W., M. D. Chinn, et A. Garcia-Pascual. 2005. Empirical Exchange Rate Models of the Nineties : Are Any Fit to Survive ? Working Papers no. 122005, Hong Kong Institute for Monetary Research.

Clarida, R., J. Gali, et M. Gertler. 1998. Monetary Policy Rules and Macroeconomic Stability : Evidence and Some Theory. NBER Working Papers no. 6442, National Bureau of Economic Research, Inc.

Cochrane, J. H. et M. Piazzesi. 2005. « Bond Risk Premia », *American Economic Review*, vol. 95, no. 1, p. 138–160.

Diebold, F. X. et R. S. Mariano. 1995. « Comparing Predictive Accuracy », *Journal of Business & Economic Statistics*, vol. 13, no. 3, p. 253–63.

Engel, C., N. C. Mark, et K. D. West. 2007. Exchange Rate Models Are Not as Bad as You Think. NBER Working Papers no. 13318, National Bureau of Economic Research, Inc.

———. 2012. Factor Model Forecasts of Exchange Rates. NBER Working Papers no. 18382, National Bureau of Economic Research, Inc.

Engel, C. et K. D. West. 2005. « Exchange Rates and Fundamentals », *Journal of Political Economy*, vol. 113, no. 3, p. 485–517.

Ferraro, D., K. Rogoff, et B. Rossi. 2011. Can Oil Prices Forecast Exchange Rates ? Economics Working Papers no. 1461, Department of Economics and Business, Universitat Pompeu Fabra.

Hibon, M. et S. Makridakis. 1995. « Evaluating Accuracy (or Error) Measures », *INSEAD Working Paper Series, 18/TM.*

Jurado, K., S. C. Ludvigson, et S. Ng. 2013. Measuring Uncertainty. NBER Working Papers no. 19456, National Bureau of Economic Research, Inc.

Kolassa, S. 2016. « Evaluating predictive count data distributions in retail sales forecasting », *International Journal of Forecasting*, vol. 32, no. 3, p. 788–803.

Lothian, J. R. et C. H. McCarthy. 2003. Real Exchange Rate Behavior Under Floating and Fixed Regimes. International Finance no. 0311006, EconWPA.

Ludvigson, S. C. et S. Ng. 2009. A Factor Analysis of Bond Risk Premia. NBER Working Papers no. 15188, National Bureau of Economic Research, Inc.

MacDonald, R. et M. P. Taylor. 1992. The Monetary Approach to the Exchange Rate : Rational Expectations, Long-Run Equilibrium and Forecasting. IMF Working Papers no. 92/34, International Monetary Fund.

Meese, R. et K. Rogoff. 1988. Was It Real ? The Exchange Rate-Interest Differential Relation Over The Modern Floating-Rate Period. Working papers no. 368, Wisconsin Madison - Social Systems.

Meese, R. et K. S. Rogoff. 1982. The Out-of-Sample Failure of Empirical Exchange Rate Models : Sampling Error or Misspecification ? International Finance Discussion Papers no. 204, Board of Governors of the Federal Reserve System (U.S.).

Meese, R. A. et K. Rogoff. 1983. « Empirical Exchange Rate Models of the Seventies : Do They Fit Out of Sample ? », *Journal of International Economics*, vol. 14, no. 1-2, p. 3–24.

Molodtsova, T. et D. H. Papell. 2009. « Out-of-Sample Exchange Rate Predictability With Taylor Rule Fundamentals », *Journal of International Economics*, vol. 77, no. 2, p. 167–180.

Rossi, B. 2005. Are Exchange Rates Really Random Walks Some Evidence Robust to Parameter Instability. Data no. 0503001, EconWPA.

———. 2013. Exchange Rate Predictability. Working Papers no. 690, Barcelona Graduate School of Economics.

Sarno, L. et G. Valente. 2008. Exchange Rates and Fundamentals : Footloose or Evolving Relationship ? CEPR Discussion Papers no. 6638, C.E.P.R. Discussion Papers.

Stock, J. H. et M. W. Watson. 1998. « Diffusion Indices », *Working Paper 6702, National Bureau of Economic Research.*

Stock, J. H. et M. W. Watson. 2002. « Macroeconomic Forecasting Using Diffusion Indexes », *Journal of Business & Economic Statistics*, vol. 20, no. 2, p. 147–62.

Takongmo, C. O. M. et D. Stevanovic. 2014. « Selecting the Number of Factors in Presence of Structural Instability : a Monte Carlo Study », *Centre Interuniversitaire de Recherche en Analyse des Organisations (CIRANO).*

Taylor, J. B. 1993. « Discretion Versus Policy Rules in Practice », *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, vol. 39, no. 1, p. 195–214.

Taylor, M. P. 1995. « The Economics of Exchange Rates », *Journal of Economic Literature*, vol. 33, no. 1, p. 13–47.