

République du Sénégal
Un peuple-Un but-Une foi



Ministère de l'Économie, des Finances et du Plan

Agence Nationale de la Statistique et de la Démographie



École Nationale de la Statistique et de l'Analyse Économique

*

* *

Projet d'économétrie des Séries Temporelles

***Modélisation de la croissance de la masse
monétaire au Sénégal***

*

* *

Rédigé par :

Carelle KAINdje

Mamadou KOUME

Richard DZIDZINYO

Elèves Ingénieur Des Travaux Statistiques en 3ème année (ITS 3)

Sous la supervision de :

M. Souleymane FOFANA

Enseignant à l'ENSAE, Responsable de la filière des ITS

Juin 2019

Table des matières

Décharge	v
Introduction	1
I Modélisation univariée : Méthode de Box Jenkins	2
I Méthodologie de l'étude univariée	3
I.1 Présentation des données	3
I.2 Méthodologie	3
II Modélisation par la méthode de Box Jenkins	4
II.1 Familiarisation avec les données	4
II.2 Stationnarité de la série	5
II.2.1 Première différenciation de la série	5
II.2.2 Deuxième différenciation de la série	6
II.3 Spécification du modèle	7
II.3.1 Détermination des ordres p et q	7
II.3.2 Estimation des modèles	8
II.4 Validation : Analyse des résidus	8
II.4.1 Test de normalité des résidus	8
II.4.2 Test d'autocorrelation des erreurs : Le test de Ljung Box	8
II.4.3 Normalité des résidus	9
II.4.4 Test d'homoscédasticité : test de white	9
II.4.5 Blancher des résidus	9
II.5 Prévision univariée	10
II Modélisation Multivariée	11
III Méthodologie de l'étude multivariée et revue de littérature	12
III.1 Méthodologie	12
III.2 Revue de littérature des variables explicatives	13

IV Modélisation Mutivariée de la masse monétaire	15
IV.1 Présentation des données et transformation	15
IV.1.1 Présentation des données	15
IV.1.2 Transformation des données	16
IV.2 Stationnarité	16
IV.3 Analyse de la cointégration	17
IV.4 Identification du modèle	18
IV.4.1 Spécification du modèle à correction d'erreur (MCE)	18
IV.4.2 Choix du retard	18
IV.5 Modèle MCE obtenu	18
IV.6 Validation du modèle	18
IV.6.1 Analyse des résidus	19
IV.6.2 Analyse de la causalité	20
IV.6.3 Fonction de réponses impulsionnelles	21
IV.7 Résultats de la prévision	21
 Conclusion	 24

Liste des tableaux

II.1	Résumé de la série	5
II.2	Tests de stationnarité sur la série différenciée d'ordre 1	6
II.3	Tests de stationnarité sur la série différenciée d'ordre 2	6
II.4	Sélection du modèle : critères AIC et BIC	8
II.5	Prévisions univariées	10
IV.1	Résultats VarSelect	18
IV.2	Prévisions Multivariées	21

Table des figures

II.1	Représentation graphique de la série brute	4
II.2	Représentation graphique de la série différenciée d'ordre 1	5
II.3	Représentation graphique de la série différenciée d'ordre 2	6
II.4	Représentation ACF et PACF de la série différenciée	7
II.5	Histogramme des résidus	9
II.6	Masse monétaire prédite	10
IV.1	Représentation des séries : Revenu national brut et montants des crédits	15
IV.2	Représentation des séries stationnaires	16
IV.3	Test de cointégration de Johansen	17
IV.4	Relations de cointégration	17
IV.5	Représentation des séries stationnaires	19
IV.6	Résultat test de Box Pierce	20
IV.7	Résultat test de white	20
IV.8	Choc sur la masse monétaire	22
IV.9	Choc sur le revenu national	22
IV.10	Choc sur les crédits	23

Décharge

L'École Nationale de la Statistique et de l'Analyse Économique (ENSAE) n'entend donner aucune approbation ni improbation aux opinions émises dans ce mémoire. L'auteur en assume l'entière responsabilité.

Introduction

La politique monétaire est un facteur très important influant sur le fonctionnement du secteur financier de l'économie. Cerner l'impact des politiques mises sur pied ou de leurs différentes implications constituent des indicateurs stratégiques importants. C'est ainsi que le problème fondamental auquel tente de répondre la théorie monétaire est de savoir comment la monnaie, à travers les politiques établies, influence la conjoncture économique d'un pays. Les différentes études allant dans ce sens prennent généralement en compte la masse monétaire. Cette dernière désigne la quantité de monnaie en circulation dans une économie et est une variable très sensible, dont la taille détermine le rythme des activités économiques. Sa prévision fait partie intégrante de la conception de la politique monétaire dont elle représente un instrument puissant. C'est donc le slogan habituel de l'école de pensée monétariste selon lequel la monnaie compte. En d'autres termes, l'évolution de la taille de la masse monétaire a un certain nombre d'incidences sur les variables macroéconomiques.

Ces différents aspects témoignent de la nécessité d'analyser la masse monétaire dans un processus d'aide à la décision et donc de l'intérêt porté à cet agrégat pour notre étude. La prise de décision doit par ailleurs reposer sur la prévision car cette dernière est à la base de l'action. Ainsi, l'économétrie des séries temporelles offre des outils adéquats afin d'effectuer une modélisation. En effet, à partir des méthodes techniques qui sous-tendent cette discipline, nous pourrions après un certain nombre d'analyses préliminaires, modéliser la masse monétaire mais également l'expliquer par des variables sélectionnées à l'issue de l'exploration de la revue de littérature.

Cette étude a donc pour objectif général d'effectuer une étude univariée et bivariée de la masse monétaire avec comme pays de référence le Sénégal. Pour cela, il sera effectué dans une première partie une analyse descriptive de notre variable d'intérêt suivie d'une modélisation ARMA et dans une seconde partie, nous effectuerons l'étude bivariée.

Première partie

Modélisation univariée : Méthode de Box Jenkins

Chapitre I

Méthodologie de l'étude univariée

Dans ce chapitre, il sera question de présenter la méthodologie utilisée afin d'effectuer la modélisation univariée de la masse monétaire au Sénégal.

I.1 Présentation des données

Nous disposons d'une série annuelle des données relatives à la masse monétaire du Sénégal de 1962 à 2017. Ces données sont accessibles sur le site de la banque mondiale.

I.2 Méthodologie

Afin d'effectuer la modélisation de la masse monétaire au Sénégal, la méthode de Box Jenkins sera utilisée.

Cette méthode vise à formuler un modèle permettant de représenter une série chronologique avec comme finalité de prévoir des valeurs futures. Ainsi, la méthode de Box Jenkins est parfaitement adaptée pour la modélisation des séries temporelles en fonction de leurs valeurs passées et présentes. Elle permet par la même occasion de déterminer le processus adéquat par principe de la parcimonie.

La méthode de Box Jenkins respecte de façon séquentielle les étapes ci-après :

- **Familiarisation avec les données** : Il s'agit de prendre connaissance de la série à partir de sa représentation graphique et d'en tirer des remarques a priori ;
- **L'analyse préliminaire** : Il s'agit ici de faire un certain nombre de considérations suite à l'analyse graphique précédente. Transformer les données, abandonner une partie des données, etc ;
- **L'identification ou la spécification du modèle** : A cette étape, il est question d'observer la nature des fonctions d'autocorrélation et d'autocorrélation partielle afin de choisir les ordres de la série stationnarisée ;
- **L'estimation des paramètres** : Les paramètres seront estimés par la méthode du maximum de vraisemblance ;
- **Validation par tests ou test d'adéquation du modèle** : Un modèle est considéré comme valide si tous ses coefficients sont valides et ses résidus suivent un bruit blanc gaussien ;
- **Prévision des données** ;
- **Interprétation des données**.

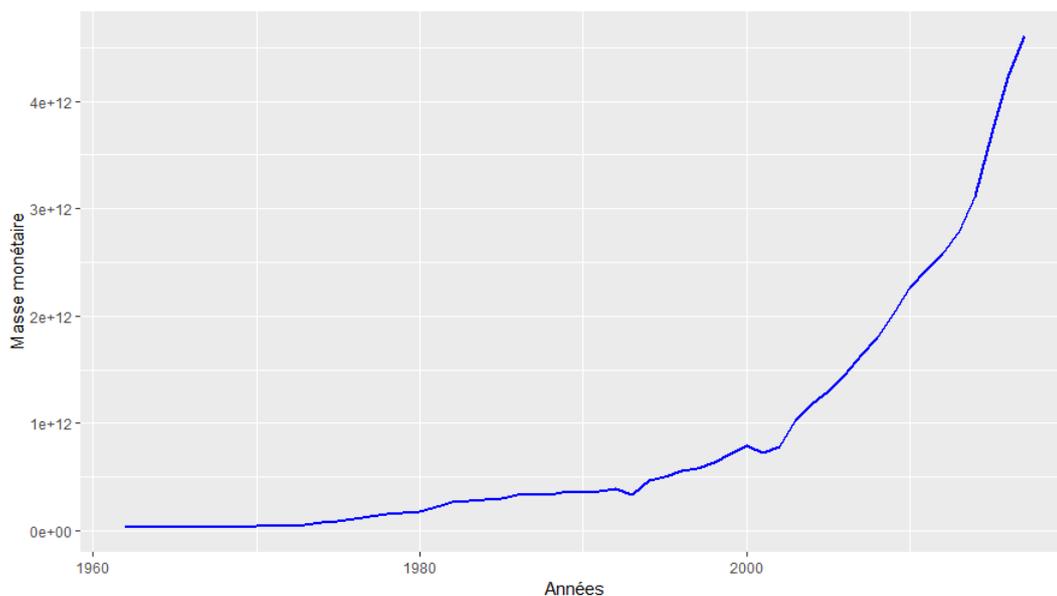
Chapitre II

Modélisation par la méthode de Box Jenkins

II.1 Familiarisation avec les données

Nous disposons d'une série annuelle de données relatives à la masse monétaire au Sénégal de 1962 à 2017.

Figure II.1 – Représentation graphique de la série brute



Source : Réalisations des auteurs

La masse monétaire au Sénégal, matérialisée par le graphe ci-dessus, n'a cessé de croître de 1962 à 2017 avec néanmoins de légères baisses en 1993 et 2001. L'évolution de la masse monétaire au Sénégal est donc globalement croissante.

Pour la suite de notre travail nous allons tronquer notre série de 3 années afin de pouvoir plus tard vérifier la véracité de nos prévisions. Ainsi, pour la suite, nos données vont de 1962 à 2012 soit 50 années. Le récapitulatif de la série est condensé dans le tableau ci-après :

Tableau II.1 – Résumé de la série

Nombre d'observations	Minimum	Moyenne	Maximum	Ecart type
53	26050000000	854600000000	4607696325114,26	

Source : Réalisations des auteurs

Pour les 50 observations effectuées sur la période 1962 à 2012, la masse monétaire au Sénégal a fluctué entre 26 milliards et 4600 milliards de FCFA pour une valeur moyenne de 854 milliards.

II.2 Stationnarité de la série

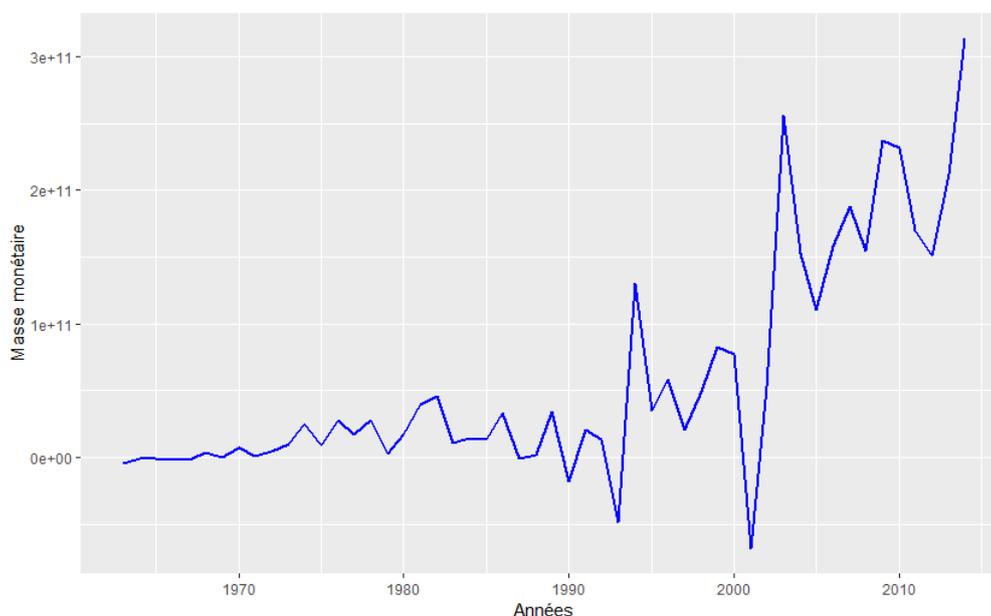
La stationnarité est un concept fondamental pour la théorie des séries temporelles. Elle est caractéristique des pays pour lesquels la moyenne, la variance et la covariance sont indépendantes du temps. Bien que graphiquement notre série ne semble pas stationnaire, le test de Dickey Fuller a été implémenté afin d'appuyer ce constat. On obtient ainsi une p-value de 0,99 donc l'hypothèse de **non stationnarité de type stochastique** est acceptée. On en conclut que la série n'est pas stationnaire.

Afin de rendre la série stationnaire, celle-ci sera différenciée vu la nature stochastique de la non stationnarité.

II.2.1 Première différenciation de la série

La série obtenue après différenciation est la suivante :

Figure II.2 – Représentation graphique de la série différenciée d'ordre 1



Source : Réalisations des auteurs

Avant de poursuivre l'étude testons la stationnarité de la série ainsi différenciée. A cet effet, les tests de Dickey Fuller, Philipp Peron et kpss ont été implémentés. Les résultats sont consignés dans le tableau ci-dessous :

Tableau II.2 – Tests de stationnarité sur la série différenciée d'ordre 1

Tests	Dickey Fuller simple	Philipp Peron	KPSS
H ₀	Non stationnarité	Non stationnarité	Stationnarité
p-value	0.02	0.01	0.01

Source :Réalisations des auteurs

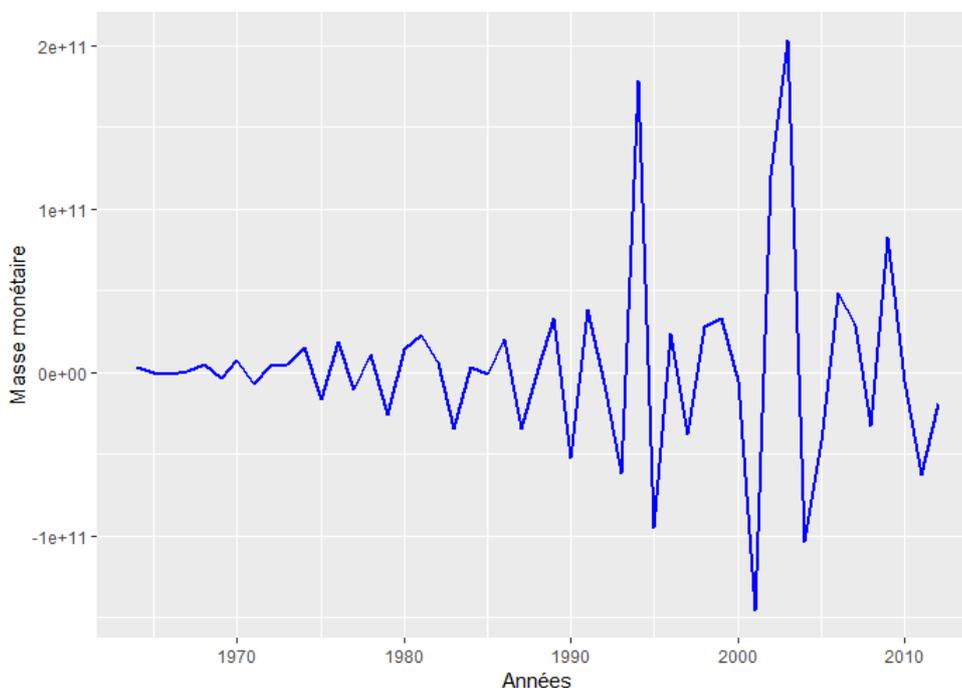
La p-value pour les tests de Dickey Fuller simple et Philipp Peron sont inférieurs à 0.05 donc ces tests acceptent rejettent la non stationnarité. Par contre le test de kpss rejette la stationnarité.

Cette première différenciation ne semble pas suffisante pour stationnariser la série ; Une deuxième est alors effectuée.

II.2.2 Deuxième différenciation de la série

La série obtenue après une deuxième différenciation est la suivante :

Figure II.3 – Représentation graphique de la série différenciée d'ordre 2



Source :Réalisations des auteurs

Les résultats des tests de stationnarité effectués sur cette série sont consignés dans le tableau ci-après :

Tableau II.3 – Tests de stationnarité sur la série différenciée d'ordre 2

Tests	Dickey Fuller simple	Philipp Peron	KPSS
H ₀	Non stationnarité	Non stationnarité	Stationnarité
p-value	0.01	0.01	0.1

Source :Réalisations des auteurs

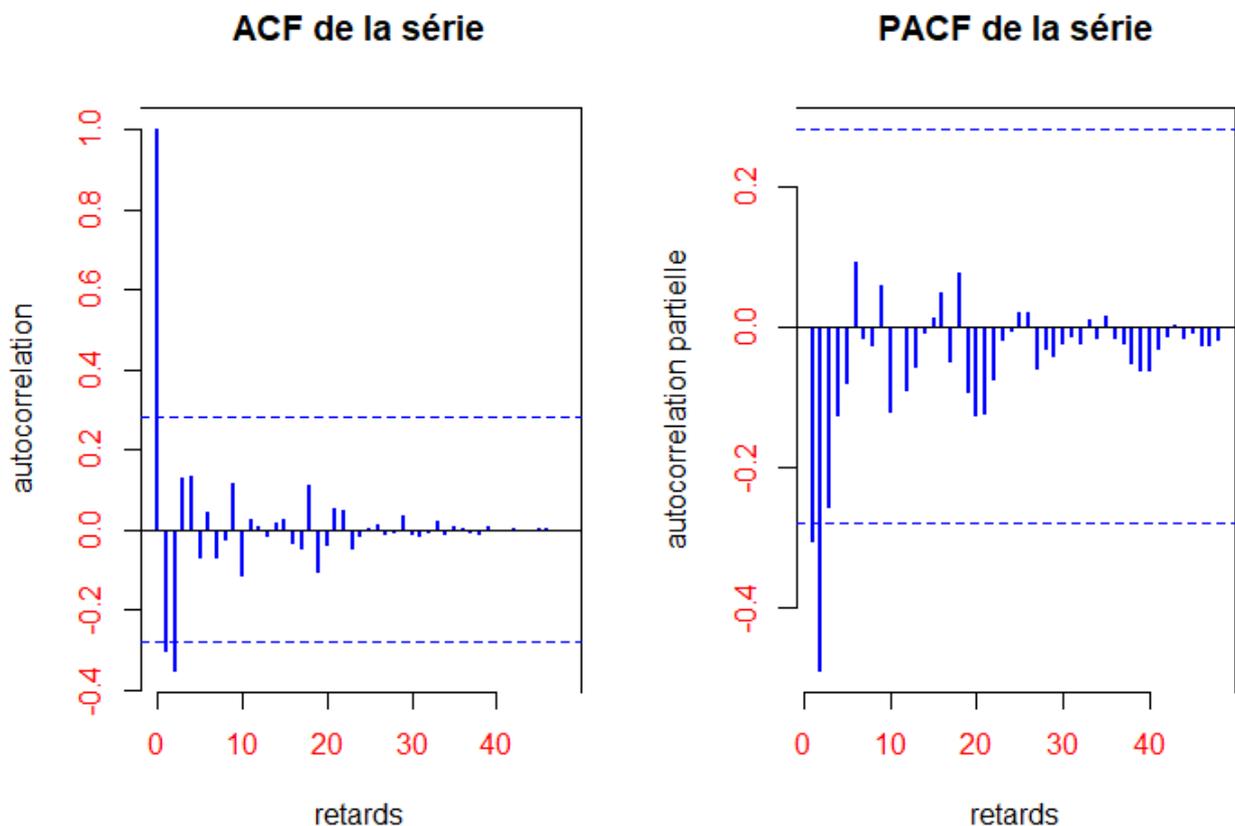
A l'unanimité, l'ensemble des tests réalisés confirme que la série différenciée d'ordre 2 est stationnaire. Cette dernière peut ainsi être utilisée pour la suite de la modélisation univariée.

II.3 Spécification du modèle

II.3.1 Détermination des ordres p et q

La série initiale ayant été différenciée 2 fois, il est clair qu'elle est intégrée d'ordre 2 (I(2)). Par ailleurs, elle peut être modélisée par un ARIMA(p,2,q) ; Il s'agira donc de déterminer les ordres p et q. Pour cela, l'analyse des représentations graphiques des ACF et PACF sera faite afin de déterminer ces ordres. Cette analyse se basera sur le principe selon lequel, l'ACF d'un modèle AR s'annule après l'ordre p et le PACF d'un modèle MA s'annule après l'ordre q.

Figure II.4 – Représentation ACF et PACF de la série différenciée



Source : Réalisations des auteurs

Sur l'ACF toutes les autocorrélations sont dans l'intervalle de confiance de nullité à partir du retard 3, ce qui amène à considérer l'ordre maximal $q=2$. Pour le PACF, les autocorrélations partielles sont dans l'intervalle de confiance de nullité à partir du retard 3 également ; cela amène à considérer l'ordre maximal $p=2$. Les modèles candidats sont les suivants :

**ARIMA(0,2,1), ARIMA(0,2,2), ARIMA(1,2,0), ARIMA(1,2,1),
ARIMA(2,2,0), ARIMA(2,2,1), ARIMA(1,2,2), ARIMA(2,2,2).**

II.3.2 Estimation des modèles

Plusieurs modèles candidats ont été sélectionnés. Il est question dans cette sous section de tester la significativité des paramètres des différents et de choisir le meilleur.

En utilisant la fonction `abs` (cf script R), il apparaît que les seuls modèles pour lesquels les coefficients sont significatifs sont : **ARIMA(0,2,1) ou MA(1), ARIMA(1,2,0) ou AR(1) et ARIMA(2,2,0) ou AR(2)**. L'un des 3 modèles sera choisi à partir des critères d'informations AIC et BIC dont les résultats sont consignés dans le tableau ci-après :

Tableau II.4 – Sélection du modèle : critères AIC et BIC

Modèles	AIC	BIC
ARIMA(0,2,1)	49.27	49.19
ARIMA(1,2,0)	49.52	49.44
ARIMA(2,2,0)	49.24	49,16

Source : Réalisations des auteurs

Selon les résultats, le meilleur modèle est **ARIMA(2,2,0)** car ce dernier a les plus petites valeurs de AIC et BIC.

Estimation du modèle final

```

ARIMA(2,2,0)
Coefficients :
.          ar1          ar2
.          -0.4063        -0.4853
s.e         0.1278         0.1257
sigma^2 estimated as 2.522e+21 : log likelihood =
-1329.3, aic= 2664.59

```

On a ainsi

$$(1 + 0.4063B + 0.4853B^2)(1 - B)^2 * MasseMonetaire_t = \epsilon_t$$

II.4 Validation : Analyse des résidus

Afin de valider ce modèle, un ensemble de tests recommandés par la méthode de Box Jenkins sont requis. En effet, il s'agira de tester si les résidus sont des bruits blancs de moyenne nulle et de variance constante.

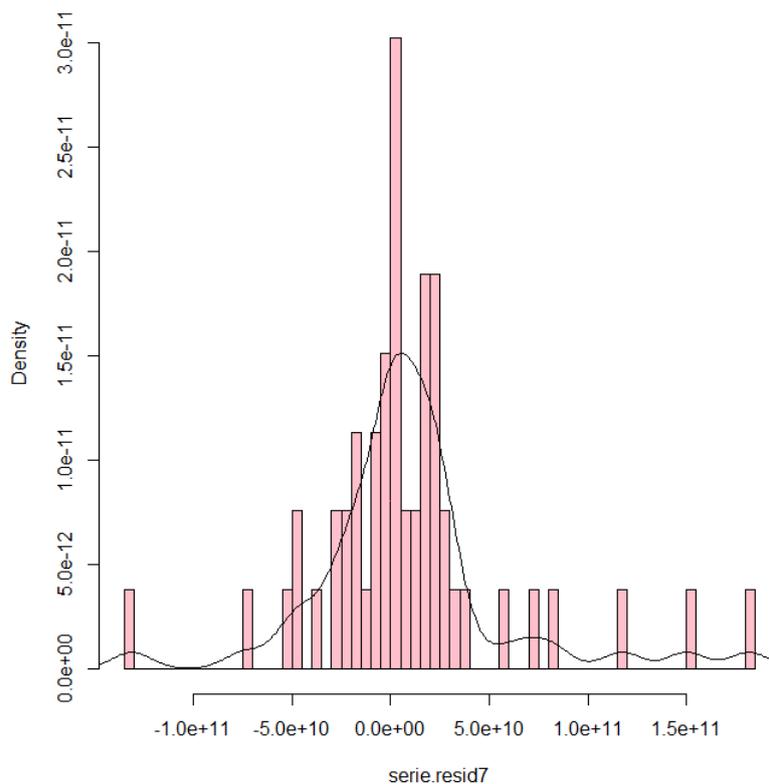
II.4.1 Test de normalité des résidus

II.4.2 Test d'autocorrelation des erreurs : Le test de Ljung Box

L'hypothèse nulle du test de Ljung box est la non autocorrelation. Les ACF et PACF ont suggéré un retard d'autocorrelation égal à 1 avec lequel le test sera effectué. On obtient alors une p-value de 0.2816 ce qui permet d'accepter H_0 et donc de dire que **les résidus sont non autocorrelés**.

II.4.3 Normalité des résidus

Figure II.5 – Histogramme des résidus



Source : Réalisations des auteurs

Afin d'étayer l'analyse graphique, la normalité a été testée à l'aide du test de Jarque Bera et Shapiro Wilk qui fournissent tous 2 des p-value inférieurs à 0.05 donc **la normalité des résidus est rejetée**.

II.4.4 Test d'homoscédasticité : test de white

L'hypothèse nulle du test de white est l'homoscédasticité. Ainsi, après implémentation nous obtenons une p-value de 0.3395 donc on accepte H_0 c'est à dire **les résidus sont homoscédastiques**.

II.4.5 Blancheur des résidus

Enfin, par le Box.test de type Ljung-Box nous testons la blancheur des résidus. Il en ressort une p-value de 0.7029 donc **les résidus sont des bruits blancs**.

II.5 Prédiction univariée

Le modèle ARIMA(2,2,0) ainsi validé, il sera question dès à présent de prédire les valeurs de la série à l'horizon $h=5$. Les prévisions obtenues sont consignées dans le tableau ci-après :

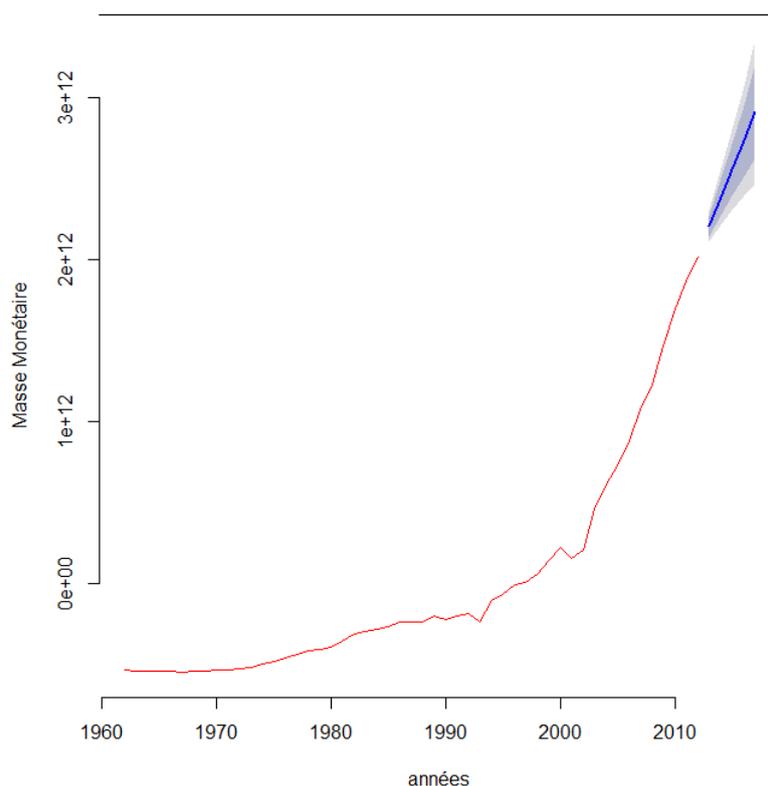
Tableau II.5 – Prévisions univariées

Années	2013	2014	2015	2016	2017
Prévision	2.772364e+12	2.953295e+12	3.119579e+12	3.296165e+12	3.475154e+12
Valeurs réelles	2.7952e+12	3.1088e+12	3.7085e+12	-	-

Source : Réalisations des auteurs

Les valeurs prédites de la masse monétaire gardent la même tendance croissante sur la période 2015 à 2020. Par ailleurs, en comparant avec les valeurs réelles de 2013, 2014 et 2015 se rapprochent assez bien des prévisions. La courbe ci-dessous représente les prévisions ainsi que l'intervalle de confiance matérialisée en bleue.

Figure II.6 – Masse monétaire prédite



Source : Réalisations des auteurs

Deuxième partie

Modélisation Multivariée

Chapitre III

Méthodologie de l'étude multivariée et revue de littérature

III.1 Méthodologie

Les processus VAR ont été introduits par Sims (1980) comme alternative aux modèles macroéconométriques d'inspiration keynésienne. Depuis les travaux de Sims (1980), les techniques économétriques basées sur les modèles VAR ont connu de nombreux développements. Le VAR est un modèle économétrique utilisé pour capturer l'évolution et les interdépendances entre plusieurs séries chronologiques, généralisant les modèles AR univariés. Toutes les variables d'un VAR sont traitées symétriquement en incluant pour chaque variable une équation expliquant son évolution en fonction de ses propres décalages et des décalages de toutes les autres variables du modèle. Un modèle VAR décrit l'évolution d'un ensemble de variables k mesurées au cours de la même période d'échantillonnage ($t-T$) comme une fonction linéaire de seulement leur évolution passée.

la modélisation de données chronologiques multivariées est parfois compliquée par la présence de facteurs non stationnaires, en particulier de données économiques. Cela est dû en partie à la possibilité de cointégration entre les séries de composants X_t d'un processus vectoriel non stationnaire. Une méthode possible pour traiter ce problème consiste à différencier chaque série jusqu'à ce qu'elle soit stationnaire, puis à ajuster un modèle vectoriel ARIMA. Cependant, cela ne conduit pas toujours à des résultats satisfaisant. Une autre approche consiste à rechercher ce que l'on appelle la **cointégration**. Ainsi la méthode de modélisation adoptée, dite de Johansen sera la suivante :

- Prise de connaissance des données, représentation graphique des variables et recherche des ordres d'intégration ;
- Spécification et détermination de l'ordre p du modèle VAR au moyen des critères d'information ;
- Tester si la cointégration des variables si elles ne sont pas toutes stationnaires. Deux tests sont généralement utilisés : les test d'Engle et Granger et celui de Johansen. Pour estimer un MVCE, il faut que

- les variables soient intégrées et que l'ordre de cointégration soit inférieur au nombre de variables ;
- Estimer le MVCE par la méthode de maximum de vraisemblance ;
- Validation du modèle à travers les tests de significativité des coefficients et les tests standards sur les résidus : bruit blanc ; La causalité entre les variables est testée afin de retenir les meilleures équations du MVCE.
- L'étape ultime est celle de la prévision et de l'interprétation des coefficients significatifs.

III.2 Revue de littérature des variables explicatives

La masse monétaire constitue l'objet central de la présente étude est à l'origine de nombreux débats dans la littérature économique (Riccardo, Fisher 1911, Keynes 1936, Milton Friedman 1956, Baumol, Tchundjang 1981, ...). Très souvent étudiée dans l'analyse des politiques monétaires, elle permet la détermination de la vitesse de circulation de la monnaie ainsi que les facteurs qui déterminent la détention de monnaie par des agents économiques. Concernant les déterminants de la masse monétaire bon nombre de théorie et d'études les développe.

L'Approche Friedmanienne de la Demande de Monnaie qui est basé sur celle Keynesienne est une contribution fondamentale qui a consisté à développer la demande de monnaie dans le cadre des théories micro-économiques de comportement du consommateur et de la demande de facteurs de production. selon lui, les consommateurs détiennent la monnaie parce qu'elle produit l'utilité. Leur demande de monnaie est une demande d'encaisses réelles qui dépend du revenu réel. Quant aux producteurs, ils détiennent de la monnaie en tant qu'actif productif qui concilie les paiements et les flux de dépenses. Dans une approche micro-économique, les facteurs explicatifs de la demande de monnaie retenus par Milton Friedman sont : le niveau général des prix (p), le taux d'intérêt (i), le patrimoine ou la richesse (W) et le rapport capital humain capital physique (h). Friedman accordera tant d'intérêt à deux fonctions de la monnaie : la fonction de moyen de paiement (ou motif de transaction) et la fonction de réserve de la valeur (ou monnaie comme un bien de consommation durable ou de production). Finalement, l'auteur retient le revenu comme variable explicative cruciale de la demande de monnaie : lequel revenu remplace le patrimoine qui à son tour est substitué par le revenu permanent (Y_p). De même, lorsque le niveau général des prix varie, la demande d'encaisses réelles subit des variations proportionnelles. Par conséquent dans la théorie friedmanienne, la demande de monnaie est linéairement homogène par rapport au patrimoine et au prix. La fonction de demande de monnaie développée par l'auteur dépend donc essentiellement du revenu permanent (Y_p) et le niveau des prix permanents (P_p). Puis que les variables permanentes Y_p et P_p de cette formulation ne sont pas observables, il est impossible de les évaluer quantitativement. L'auteur propose alors de les remplacer par le revenu courant et les prix courants qui

dépendent tout deux de leurs valeurs passés. La forme finale de la fonction de demande nominale de monnaie que l'on peut estimer devient :

$$M_d = P_t^A f(Y_t^A) \quad (\text{III.1})$$

avec $P_t^A = \sum \beta(1 - \beta)^t P_{t-1}$; $Y_t^A = \beta \sum (1 - \beta)^t Y_{t-1}$

Par ailleurs, les résultats de l'étude menée par Michael L. Bagshaw et William T. Gavin indiquent qu'un modèle bivarié incluant la masse monétaire et le taux d'intérêt prédit mieux la masse monétaire qu'un modèle univarié incluant uniquement la masse monétaire. Il en est de même pour un modèle à 5 variables prenant en compte le prix des biens, la production et le crédit. Les crédits étant les fonds recueillis par le secteur non financier y compris la dette privée et publique.

De l'ensemble de ce qui précède et compte tenu des données à disposition nous retenons pour notre étude multivariée les variables suivantes :

- variable d'intérêt : Masse monétaire du Sénégal
- variable explicative : Revenu national du Sénégal
- variable explicative : Crédit domestique

Chapitre IV

Modélisation Multivariée de la masse monétaire

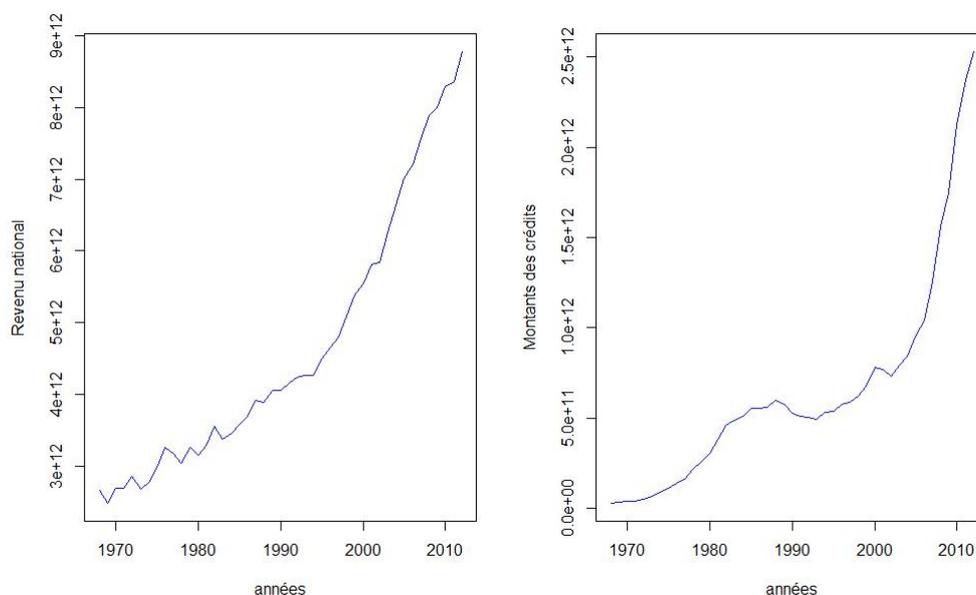
Dans ce chapitre, il sera question d'effectuer selon la méthodologie présentée dans le chapitre précédent la modélisation multivariée avec la masse monétaire, le revenu et les montants des crédits au Sénégal. Un ensemble de traitements seront effectués avant d'aboutir à la prévision de la variable d'intérêt.

IV.1 Présentation des données et transformation

IV.1.1 Présentation des données

Les données relatives au revenu et aux montants des crédits au Sénégal s'étalent de 1968 à 2012. Leur évolution est représentée dans le diagramme ci-après :

Figure IV.1 – Représentation des séries : Revenu national brut et montants des crédits



Source : Réalisations des auteurs

IV.1.2 Transformation des données

Avant de travailler sur les séries nous les avons transformé en logarithmique et centrer. Ces transformations sont faites dans le but de stabiliser les variances et éventuellement avoir des ordres de grandeurs pas trop éloignés. Ainsi nous avons appliqué la fonction $\log()$ à chacune des trois variables.

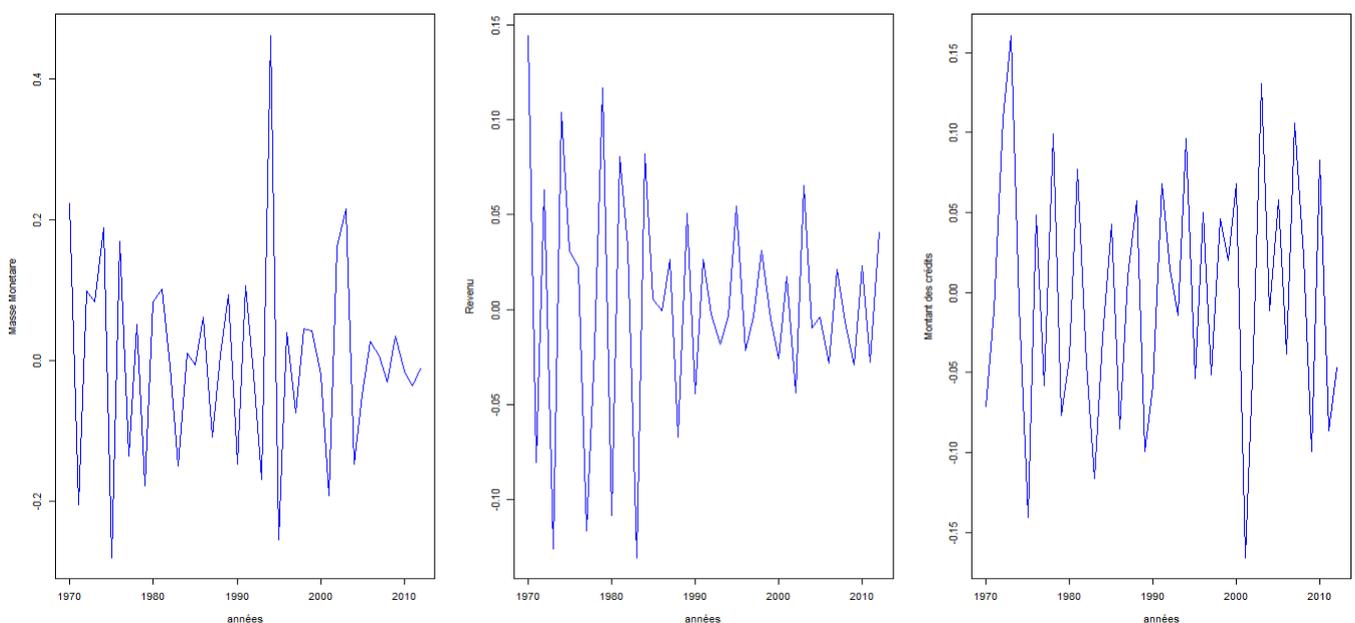
IV.2 Stationnarité

Les séries économiques ou financières sont généralement affectées d'une tendance de long terme qui peut être déterministe ou stochastique. Il est donc primordial avant toute modélisation multivariée d'identifier la nature de la stationnarité pour pouvoir en prendre compte dans la modélisation.

La représentation graphique des séries revenu national et montants des crédits indique que les processus semblent non stationnaires. Ces résultats sont confirmés par les tests de Dickey-Fuller et le test KPSS. Pour pouvoir les stationnariser, il va falloir les différencier.

- **Première différenciation** : Après une première différenciation, les tests de Dickey Fuller et KPSS fournissent des résultats contraires pour l'ensemble des séries. A cet effet, nous avons considéré qu'une 2e différenciation lèverait toute équivoque.
- **Deuxième différenciation** : A la suite de la 2e différenciation, les tests de Dickey Fuller et KPSS acceptent à l'unanimité la stationnarité. Les courbes stationnaires sont ainsi représentées :

Figure IV.2 – Représentation des séries stationnaires



Source : Réalisations des auteurs

IV.3 Analyse de la cointégration

Toutes nos variables étant intégrés du même ordre (I(2)), il s'avère primordial d'explorer la cointégration. Le test de cointégration consiste à détecter si les variables possèdent une racine unitaire et une tendance stochastique commune. Si tel est le cas, il existe une relation d'équilibre de long terme entre les variables et la combinaison linéaire de deux variables provenant de séries non stationnaires est quant à elle, stationnaire. Pour ce faire, nous avons utilisé le test de Johansen qui effectue un test de rang de cointégration dont les résultats sont présentés ci-après.

Figure IV.3 – Test de cointégration de Johansen

Values of teststatistic and critical values of test:

	test	10pct	5pct	1pct
r <= 2	27.15	6.50	8.18	11.65
r <= 1	61.18	15.66	17.95	23.52
r = 0	116.60	28.71	31.52	37.22

Source : Réalisations des auteurs

Le tableau obtenu doit être lu de bas en haut. La dernière ligne du tableau indique que La valeur de la statistique calculée (116.6) est supérieure à celle observée au seuil de 5% (31.52). On conclut donc que l'hypothèse nulle est rejetée. Il existe donc au moins une relation de cointégration entre les variables utilisées pour le test. En ce qui concerne la deuxième ligne du tableau, on peut dire que l'hypothèse nulle est rejetée seuil de 5% car la valeur de la statistique calculée (61.18) est supérieure à celle observée au seuil de 5%(17.95). Cela signifie que l'on a au moins 2 relations de cointégration. En continuant sur la 3e ligne du tableau, l'hypothèse nulle est acceptée donc nous avons au plus 2 relations de cointégration. **Conclusion** : Les séries sont cointégrées d'ordre 2. On estimera donc un modèle à correction d'erreur (MCE).

Ce test dénote ainsi l'existence de trois (3) équations de cointégration :

Figure IV.4 – Relations de cointégration

	serie1dd.12	serie2dd.12	serie3dd.12
serie1dd.12	1.000000	1.000000	1.000000
serie2dd.12	-2.473091	1.8506049	2.677487
serie3dd.12	-0.900786	0.4624144	-3.523264

Source : Réalisations des auteurs

Ces relations traduisent à priori un impact de long terme négatif du revenu (serie2dd.12) sur le niveau annuel de la masse monétaire ainsi que du crédit (serie.dd.12).

IV.4 Identification du modèle

IV.4.1 Spécification du modèle à correction d'erreur (MCE)

Le modèle à correction d'erreur (MCE) tiré de la relation de long terme ci-dessus identifiée intègre les formes différenciées des séries temporelles permettant d'examiner simultanément les dynamiques de long et court terme de ces séries. Pour notre travail, nous allons utiliser le modèle à correction d'erreur à la Hendry permettant de faire l'estimation en une étape de la dynamique de long terme et court terme, par la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO). Le coefficient de correction d'erreur doit être inférieur à l'unité, condition indispensable pour utiliser la méthode de spécification de type MCE. Ce coefficient indique la vitesse d'ajustement de la variable endogène pour retourner à l'équilibre de long terme suite à un choc.

IV.4.2 Choix du retard

Il est important pour la spécification du modèle de déterminer l'ordre de décalage temporel. Pour ce faire, nous avons effectué un Varselect dont les résultats apparaissent ci-après :

Tableau IV.1 – Résultats VarSelect

Critères	p
AIC	3
HQ	3
SC	2
FPE	3

Source : Réalisations des auteurs

Nous retiendrons pour notre modèle un le p minimum donc **P=2** après avoir comparé la significativité des coefficients pour les 2 modèles potentiels.

IV.5 Modèle MCE obtenu

Après avoir retenu 2 comme décalage temporel, nous obtenons un modèle globalement significatif (p-value = 1.5e-5). Pour la significativité des différents coefficients on obtient :

A partir des résultats obtenus, nous remarquons que les coefficients obtenus sont significatifs pour la masse monétaire de retard 1 et 2 ainsi que pour le revenu national de retard 1. De façon globale, nous pouvons dire que la masse monétaire est déterminée par ses valeurs passées jusqu'au retard 2 et par la valeur passée du revenu national.

IV.6 Validation du modèle

Figure IV.5 – Représentation des séries stationnaires

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
Intercept	0.0012811	0.0129036	0.0993	0.9215345	
RevenuNat_l1	-0.9997259	0.4026869	-2.4826	0.0184753	*
RevenuNat_l2	-0.2746668	0.3438739	-0.7987	0.4303282	
Credit_l1	0.5522128	0.2929237	1.8852	0.0685143	.
Credit_l2	0.0326425	0.2917580	0.1119	0.9116159	
MMonetaire_l1	-0.9387712	0.2211051	-4.2458	0.0001747	***
MMonetaire_l2	-0.3481880	0.1646827	-2.1143	0.0423741	*
ect_l1	0.7539613	0.5194885	1.4514	0.1564154	

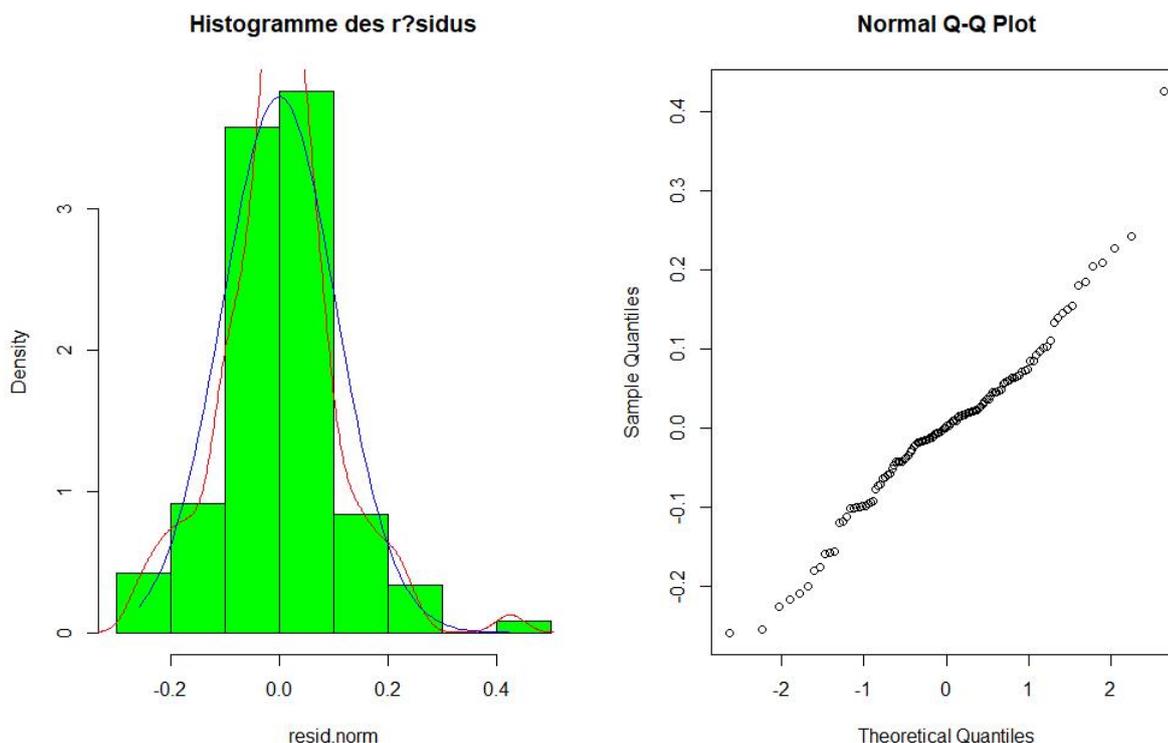
signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					

Source : Réalisations des auteurs

IV.6.1 Analyse des résidus

> Normalité des résidus

La représentation graphique de l’histogramme des résidus et de de la courbe des quantiles théoriques pousse à penser que les résidus sont normaux.



Le test de Jarque Bera fournit une p-value de 0.2261 donc on accepte Ho de normalité. **Les résidus sont normaux.**

> *Non autocorrelation des erreurs*

L'autocorrélation est également testée ici par le test de Box Pierce.

Figure IV.6 – Résultat test de Box Pierce

```
> Box.test(VECM_EQ$residuals)

Box-Pierce test

data:  VECM_EQ$residuals
X-squared = 1.1371, df = 1, p-value = 0.2863
```

Source : Réalisations des auteurs

le test ne rejette pas ici l'hypothèse de non autocorrélation des individus, avec 5% de chance de se tromper. **Les résidus sont non autocorrélés.**

> *Homoscédasticité*

Figure IV.7 – Résultat test de white

```
> white.test(VECM_EQ$residuals)

white Neural Network Test

data:  VECM_EQ$residuals
X-squared = 1.4114, df = 2, p-value = 0.4938
```

Source : Réalisations des auteurs

La p-value de 0.4938 > 0.05 suggère d'accepter H_0 à 5%. Les résidus sont **Homoscédastiques**.

IV.6.2 Analyse de la causalité

Par définition, on dit qu'une variable X cause au sens de Granger la variable Y si et seulement si la connaissance du passé de X améliore la prévision de Y à tout horizon h. L'analyse de la causalité va permettre de savoir quelles sont les influences statistiquement significatives des variables du modèle entre elles. L'analyse de cette causalité est indispensable avant de passer aux prévisions. Pour ce faire, on fait appel à la fonction **causality()**.

```

> t1=grangertest(serie3_c,serie1_c,order=2)
> t1
Granger causality test

Model 1: serie1_c ~ Lags(serie1_c, 1:2) + Lags(serie3_c, 1:2)
Model 2: serie1_c ~ Lags(serie1_c, 1:2)
  Res.Df Df      F Pr(>F)
1      38
2      40 -2 3.9119 0.02852 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
> t2=grangertest(serie2_c,serie1_c,order=2)
> t2
Granger causality test

Model 1: serie1_c ~ Lags(serie1_c, 1:2) + Lags(serie2_c, 1:2)
Model 2: serie1_c ~ Lags(serie1_c, 1:2)
  Res.Df Df      F Pr(>F)
1      38
2      40 -2 3.7786 0.03187 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

L'analyse de la causalité permet pour ce modèle de conclure que toutes les variables causent la variable d'intérêt qu'est la masse monétaire au seuil de 5%.

IV.6.3 Fonction de réponses impulsionnelles

Cette partie est consacrée à l'étude des fonctions impulsives. Il s'agira de ranger les variables de la moins dépendante à la plus dépendante (de la plus endogène à la moins endogène).

D'abord, le choc sur la masse monétaire entraîne la masse monétaire à la baisse un certain temps avant de connaître une hausse avec de plus en plus de fluctuations. Cette dernière se maintient à long terme et devient la nouvelle structure de la masse monétaire comme l'indique la figure ci-dessous.

IV.7 Résultats de la prévision

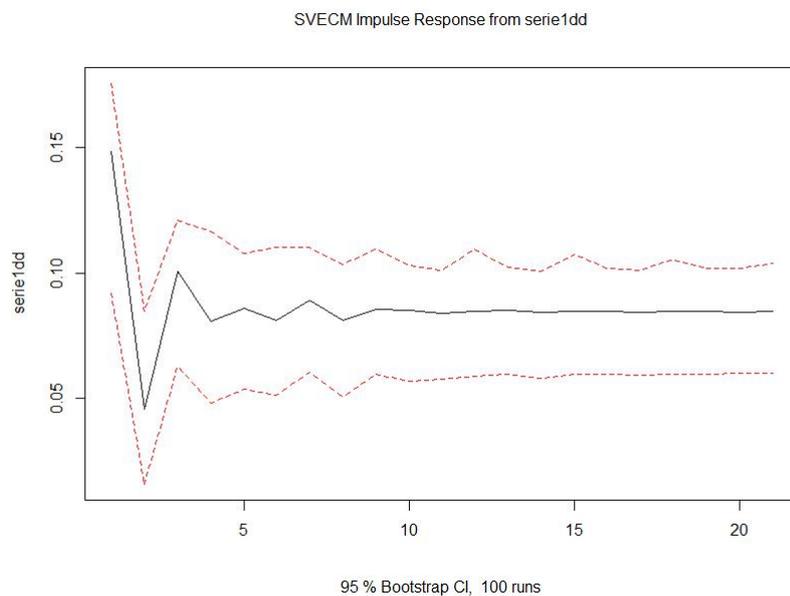
Tableau IV.2 – Prévisions Multivariées

Années	2013	2014	2015	2016	2017
Prévision	2.720239e+12	2.858808e+12	2.985998e+12	3.102978e+12	3.213766e+12
Valeurs réelles	2.7952e+12	3.1088e+12	3.7085e+12	-	-

Source : Réalisations des auteurs

Bien que les prévisions obtenues soient proches des valeurs réellement eu en 2013, 2014, 2015, elles restent moins bonnes que celles obtenues pour la modélisation univariée. La non significativité de la variable crédit à laquelle a abouti notre modèle pourrait, sous réserve, être un facteur explicatif.

Figure IV.8 – Choc sur la masse monétaire



Source : Réalisations des auteurs

Figure IV.9 – Choc sur le revenu national

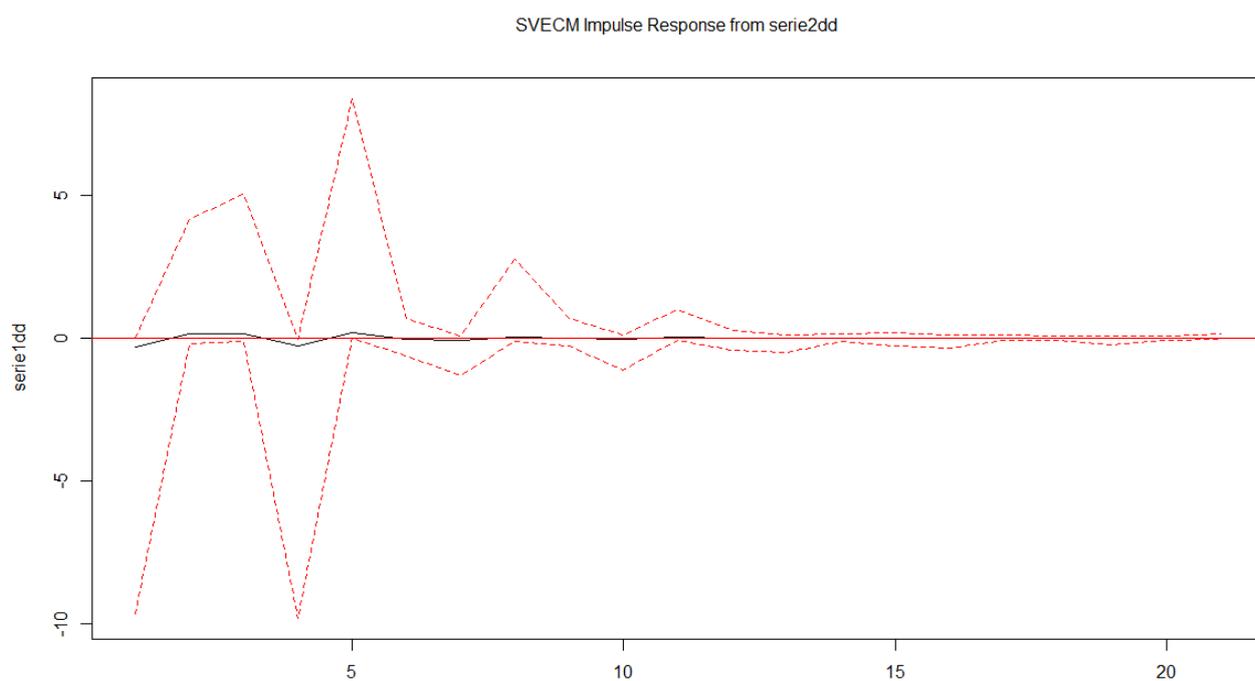
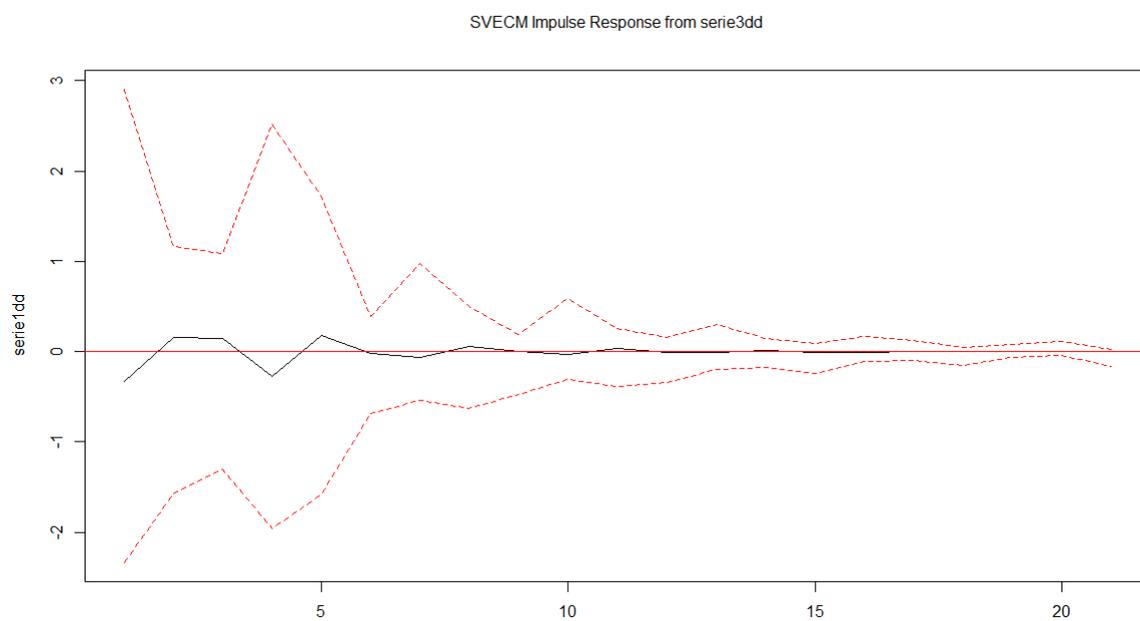


Figure IV.10 – Choc sur les crédits



Source : Réalisations des auteurs

Conclusion

A travers ce document, purement pratique, nous avons utilisé une base de données relative aux données du Sénégal sur la période 1962-2017 dont les cinq dernières années ont servi à vérifier nos prévisions. Plus particulièrement nous nous sommes intéressés à l'évolution de la masse monétaire, grandeur importante à prendre en compte pour une bonne santé de l'économie. En premier lieu, il s'agissait de faire une modélisation univariée par l'approche de Box Jenkins allant de la partie analyse préliminaire jusqu'à la prévision en passant par l'identification et les estimations, etc. La deuxième partie est consacrée, quant à elle, à la modélisation multivariée où nous avons introduit de nouvelles variables comme le revenu national brut et le montant des crédits afin d'obtenir des prévisions plus efficaces basées sur un ensemble informationnel plus grand. Cette dernière permet également d'analyser les causalités et éventuellement les réponses face aux chocs qui ont pour rôle de montrer comment une variable réagit dynamiquement suite à un choc donné à une autre variable sachant que toutes les autres variables intervenant dans le modèle restent constantes.

En outre, il faut dire que les méthodes de prévisions sont nombreuses et variées et que chacune d'entre elles est caractérisée par ses avantages et ses inconvénients. Ainsi, des résultats empiriques montrent qu'aucune méthode individuelle de prévision ne peut générer les meilleures prévisions dans toutes les situations et la précision relative des différents modèles varie selon l'origine, la destination et avec l'horizon de prévision (Witt et Song, 2002). C'est pour cela donc que plusieurs auteurs se sont intéressés à la combinaison des prévisions pour résoudre ce problème. Bates et Granger en 1969 sont les premiers à aborder ce type de prévision dans le but d'obtenir des indicateurs plus stables et plus précis dans le temps. Il faut également noter que l'avènement des modèles de type VAR aussi d'une importance capitale dans la mesure où ils ont permis d'expliquer « comment les agrégats macroéconomiques se comportent au fil du temps ? » notamment le PIB, la masse monétaire, l'inflation, etc.

En somme dans le cadre de la pratique, la réalisation de ce projet nous a permis de mieux découvrir les dessous de la modélisation des séries temporelles à savoir l'analyse univariée (ARIMA), l'analyse multivariée (VAR) ainsi que l'utilisation du modèle à correction d'erreur (MCE). Ces dernières sont appliquées selon la nature et l'information que dégagent les données car l'on doit faire ceci : « Méfiez-vous des à priori théoriques. Laissez parler les données. » (Sims 1996).