

# MPRA

Munich Personal RePEc Archive

## **Decoding the economy for better forecasting: the case of Madadagascar**

RANDRIAMANANTENA, Rija R.

December 2024

Online at <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/122900/>  
MPRA Paper No. 122900, posted 08 Dec 2024 14:20 UTC

# Decoding the economy for better forecasting: the case of Madagascar

*Décoder l'économie pour mieux prévoir : cas de Madagascar*

Rija Randriamanantena 

Décembre 2024

## Abstract

This paper presents a comparison of econometric models used for economic forecasting, focusing on Madagascar's Gross Domestic Product (GDP). The models analyzed include OLS, ARIMA, ARIMAX and VAR, each with its advantages and limitations. The OLS model is selected for its robust performance according to AIC and SIC criteria, although a hybrid approach or the integration of modern techniques such as neural networks is recommended for more accurate forecasts. Finally, the paper underlines the importance of foreign trade (exports and imports) in economic dynamics, while stressing the need to contextualize results for informed policy decisions.

**Keywords :** economic modelling, forecasting, GDP, international trade

## Résumé

Ce document présente une comparaison des modèles économétriques utilisés pour la prévision économique, en mettant l'accent sur le Produit Intérieur Brut (PIB) de Madagascar. Les modèles analysés incluent OLS, ARIMA, ARIMAX et VAR, chacun avec ses avantages et limites. Le modèle OLS est retenu pour ses performances robustes selon les critères AIC et SIC, bien qu'une approche hybride ou l'intégration de techniques modernes comme les réseaux neuronaux soit recommandée pour des prévisions plus précises. Enfin, le document souligne l'importance du commerce extérieur (exportations et importations) dans la dynamique économique, tout en insistant sur la nécessité de contextualiser les résultats pour des décisions politiques éclairées.

**Mots-clés :** modélisation économique, prévision, PIB, commerce international

# 1 introduction

La modélisation économique est un outil fondamental pour comprendre les dynamiques des grands agrégats économiques et des comportements des agents économiques. En macroéconomie, où les interactions entre diverses variables influencent directement les politiques économiques et les prévisions de croissance, elle permet de simuler et d'analyser les relations complexes qui existent entre ces variables. Cela est particulièrement pertinent dans un contexte d'incertitude économique, où la modélisation aide à anticiper les évolutions futures et à évaluer les effets potentiels des politiques publiques. Cependant, le choix de la méthode de modélisation n'est pas simple, car chaque technique repose sur des hypothèses et des contraintes spécifiques. Cette étude a pour objectif de fournir une vue d'ensemble des principales méthodes de modélisation économétrique utilisées pour la prévision économique, en explorant leurs principes théoriques et leurs applications pratiques. À travers une revue de la littérature, nous analyserons les avantages et les limites des différentes approches, avant de discuter de leur mise en œuvre sur des données économiques réelles. L'objectif final est de déterminer quel modèle de prévision est le plus adapté pour générer des projections économiques robustes.

## 2 Revue de littérature

Dans cette partie, nous allons mettre en évidence l'ensemble des études déjà faites auparavant. cette approche s'appuie sur les notions théoriques fondamentales ainsi que l'ensemble des applications de ces modèles

### 2.1 Modèle OLS

La méthode des moindres carrés ordinaires (OLS), introduite par Gauss et Legendre au XIXe siècle, est l'une des techniques les plus fondamentales et largement utilisées pour estimer les paramètres d'un modèle linéaire. Sa popularité repose sur sa simplicité et son efficacité, notamment lorsqu'elle est utilisée dans des contextes où les hypothèses sous-jacentes sont satisfaites. Selon Gauss, l'OLS produit les meilleurs estimateurs linéaires non biaisés (BLUE) sous certaines conditions, telles que l'absence d'autocorrélation, d'hétéroscédasticité, et de variables omises dans le modèle[9].

La méthode OLS repose sur le modèle linéaire suivant :

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \epsilon_i$$

Où : -  $Y_i$  est la variable dépendante, -  $X_i$  est la variable indépendante, -  $\beta_0$  et  $\beta_1$  sont les coefficients à estimer, -  $\epsilon_i$  est l'erreur aléatoire.

L'objectif est d'estimer les coefficients  $\beta_0$  et  $\beta_1$  en minimisant la somme des carrés des erreurs  $\epsilon_i$ , soit :

$$S = \sum_{i=1}^n \epsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i)^2$$

Une fois les coefficients estimés, il est important de tester les hypothèses sous-jacentes à la méthode OLS (comme l'homoscédasticité et l'absence d'autocorrélation des erreurs) en utilisant des tests comme ceux de Breusch-Pagan ou de Durbin-Watson.[8]

Par ailleurs, l'OLS est souvent utilisé en conjonction avec des outils de prévision économique, notamment dans le cadre de la prévision de séries temporelles. Bien que des modèles plus complexes comme ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) ou les modèles VAR (Vector AutoRegression) soient parfois privilégiés pour la modélisation des dynamiques temporelles, l'OLS demeure un choix populaire en raison de sa simplicité et de son efficacité dans des situations où les relations entre les variables restent relativement stables au fil du temps. En effet, selon la recherche de Stock et Watson [10], l'OLS peut produire des prévisions de qualité comparable à celles de modèles plus complexes, en particulier lorsque les données sont relativement stationnaires et que la structure des relations entre les variables ne change pas radicalement.

## 2.2 Revue sur l'ARIMA

Les modèles ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) sont couramment utilisés dans l'analyse des séries temporelles pour prévoir les valeurs futures à partir des observations passées. Un modèle ARIMA est composé de trois éléments : la composante autorégressive (AR), la composante intégrée (I) et la composante de moyenne mobile (MA). La composante AR capture l'influence des valeurs passées sur la valeur actuelle, tandis que la composante MA capture l'impact des erreurs passées sur la valeur actuelle. La composante I représente le différentiel nécessaire pour rendre la série temporelle stationnaire.

Le modèle ARIMA est exprimé par l'équation suivante :

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \epsilon_{t-q} + \epsilon_t$$

où :

- $y_t$  est la valeur de la série temporelle à l'instant  $t$ ,
- $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$  sont les coefficients de l'auto-régression (AR) d'ordre  $p$ ,
- $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$  sont les coefficients du modèle de moyenne mobile (MA) d'ordre  $q$ ,
- $\epsilon_t$  est l'erreur (ou résidu) à l'instant  $t$ ,
- $p$  est l'ordre de l'auto-régression,
- $d$  est le nombre de différenciations nécessaires pour rendre la série stationnaire,
- $q$  est l'ordre du modèle de moyenne mobile.

Le modèle ARIMA est souvent noté  $ARIMA(p, d, q)$ , où  $d$  est l'ordre de différenciation (le nombre de fois où la série a été différenciée pour la rendre stationnaire)[5].

L'étude d'Andrianady[1] compare les modèles ARIMA, MIDAS et VAR pour prévoir le PIB trimestriel de Madagascar, en s'appuyant sur des données de 2010 à 2021. Les résultats montrent que l'ARIMA offre la meilleure précision (MAE : 49.79, RMSE : 58.03), grâce à sa simplicité et son adéquation avec les séries univariées stationnaires. MIDAS, bien que compétitif, exploite mal le potentiel des données à haute fréquence disponibles, tandis que le VAR souffre du manque de données pour capturer efficacement les relations dynamiques entre variables. L'auteur recommande une approche hybride combinant les forces des modèles pour des prévisions plus robustes, tout en soulignant des limites telles que l'exclusion de modèles modernes comme les réseaux neuronaux et l'absence d'analyse économique approfondie des résultats. Ce travail, pionnier dans le contexte malgache, ouvre la voie à des recherches futures intégrant des méthodologies plus avancées et des données de fréquences variées.

### 2.3 Extension de l'ARIMA : ARIMAX

Le modèle ARIMAX (AutoRegressive Integrated Moving Average with exogenous variables) est une extension du modèle ARIMA dans laquelle des variables exogènes sont incluses dans l'équation. Ces variables exogènes représentent des facteurs externes pouvant influencer la série temporelle modélisée.

L'équation générale d'un modèle ARIMAX est la suivante :

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \epsilon_{t-q} + \beta_1 x_{t-1} + \beta_2 x_{t-2} + \dots + \beta_k x_{t-k} + \epsilon_t$$

où :

- $y_t$  est la variable dépendante (la série temporelle),
- $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$  sont les coefficients de l'auto-régression (AR),
- $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$  sont les coefficients du modèle de moyenne mobile (MA),
- $\epsilon_t$  est l'erreur (ou résidu) à l'instant  $t$ ,
- $x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-k}$  sont les variables exogènes (variables indépendantes) observées,
- $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$  sont les coefficients associés aux variables exogènes,
- $p$  et  $q$  sont respectivement l'ordre de l'auto-régression et de la moyenne mobile,
- $k$  est le nombre de variables exogènes.

Le modèle ARIMAX permet donc d'intégrer des informations supplémentaires provenant de variables exogènes  $x_t$ , améliorant ainsi la modélisation de la série temporelle  $y_t$ . Andrianady et al.[1] mobilisent les modèles ARIMA et ARIMAX pour analyser les dynamiques économiques de Madagascar à partir de données de 1990 à 2021. L'ARIMAX(1,1,5) montre une grande efficacité pour modéliser le PIB ( $R^2 = 0,969$ ), tandis que l'ARIMA(1,1,1) s'avère précis pour le taux de change USD/MGA ( $R^2 = 0,970$ ). Les prévisions pour 2023 anticipent une baisse du PIB à 14,366 milliards USD, due aux incertitudes électorales, aux pénuries d'électricité et à la diminution des exportations. Bien que ces modèles se distinguent par leur précision, les auteurs plaident pour des méthodes modernes comme les réseaux neuronaux afin d'affiner les prévisions. Cette étude illustre l'adaptation des modèles ARIMA au contexte malgache tout en soulignant l'impact des crises sur l'économie nationale.

## 2.4 Modèle VAR

Le modèle VAR (Vector AutoRegressive) est une méthode économétrique qui permet de capturer les relations dynamiques entre plusieurs séries temporelles. Chaque variable dépend non seulement de ses propres valeurs passées, mais aussi de celles des autres variables du modèle[6].

Ce modèle est utile pour analyser les interactions dynamiques entre les variables, permettant ainsi d'étudier leurs influences réciproques[6]. Il est également employé pour réaliser des prévisions multivariées, offrant une approche robuste pour prédire l'évolution conjointe des séries. En outre, il permet d'effectuer des tests de causalité, comme le test de Granger, pour examiner les relations causales entre les variables. Enfin, le modèle VAR permet d'étudier l'impact des chocs exogènes sur l'ensemble du système grâce aux fonctions de réponse impulsionnelle.

Un modèle VAR(p) est exprimé par l'équation suivante :

$$Y_t = c + A_1 Y_{t-1} + \dots + A_p Y_{t-p} + \epsilon_t$$

où  $Y_t$  représente le vecteur des variables à l'instant  $t$ ,  $c$  est le vecteur des constantes,  $A_i$  sont les matrices des coefficients, et  $\epsilon_t$  représente les erreurs résiduelles.

Dans leur article publié en 2022, **Dario Caldara** et **Matteo Iacoviello**[7] démontrent l'efficacité des modèles VAR pour analyser les incertitudes financières en capturant les relations dynamiques entre diverses variables économiques et financières[7]. Ces modèles permettent d'évaluer l'impact des chocs géopolitiques, mesurés par l'indice GPR, sur des indicateurs clés tels que la volatilité des marchés (VIX), les investissements, les prix des actifs et les conditions financières. En distinguant les effets des menaces géopolitiques et des actes réalisés, le VAR révèle des interactions complexes et différenciées. Grâce à une décomposition de Cholesky, il offre une structure robuste pour isoler les chocs et analyser leurs effets sur le temps, constituant ainsi un outil essentiel pour comprendre comment les incertitudes géopolitiques influencent les marchés et les décisions économiques.

## 3 Méthodologies

### 3.1 Description des variables

Dans notre étude, nous allons évaluer l'impact de l'ouverture commerciale sur le PIB de Madagascar. Le concept de s'ouvrir au commerce international se base sur l'exportation et l'importation des biens et services. On veut donc voir l'interaction entre le commerce international et le PIB.

Les variables utilisées dans cette analyse proviennent de la Banque mondiale ([www.worldbank.org](http://www.worldbank.org)) et couvrent la période 1995-2023. Elles sont utilisées pour analyser les relations macroéconomiques entre le PIB et les échanges commerciaux de Madagascar. Ces variables seront intégrées dans un modèle d'estimation par la méthode des moindres carrés ordinaires (OLS).

Variable	Nature	Source
PIB (Produit Intérieur Brut)	Variable dépendante	Banque mondiale ( <a href="http://www.worldbank.org">www.worldbank.org</a> )
Exportations	Variable explicative	Banque mondiale ( <a href="http://www.worldbank.org">www.worldbank.org</a> )
Importations	Variable explicative	Banque mondiale ( <a href="http://www.worldbank.org">www.worldbank.org</a> )

TABLE 1 : Tableau des variables utilisées

### 3.2 Résultats

#### ARIMA

Le modèle ARIMA(1,1,5) offre performance favorable pour expliquer l'évolution du PIB, avec un  $R^2$  de 94,31 %, ce qui indique que la quasi-totalité des variations du PIB est capturée par le modèle. La forte persistance du PIB est mise en évidence par le coefficient  $AR(1) = 0,999974$ , tandis que l'effet des chocs passés à cinq périodes est reflété par  $MA(5) = 0,468588$ , tous deux statistiquement significatifs. Les critères d'Akaike (-0,8191) et de Schwarz (-0,7792) confirment un ajustement précis du modèle, et la statistique de Durbin-Watson (2,03) révèle l'absence d'autocorrélation des résidus. Enfin, la stabilité structurelle du modèle est garantie par les racines inverses respectant les conditions de stationnarité. Ainsi, ce modèle est particulièrement adapté pour analyser et prévoir l'évolution du PIB avec fiabilité.

Variable	Coefficient	Erreur standard	t-Statistique	Probabilité
AR(1)	0.999974	0.000521	1918.512	0.0000
MA(5)	0.468588	0.222218	2.108681	0.0448
SIGMASQ	0.214429	0.030350	7.062141	0.0000
<b>Statistiques du modèle</b>				
R-carré	0.943098	Moyenne de la variable dépendante : 22.8557		
R-carré ajusté	0.938721	Écart-type de la variable dépendante : 0.475634		
S.E. de régression	0.197174	Critère d'Akaike : -0.819133		
Somme des carrés des résidus	0.360437	Critère de Schwarz : -0.779197		
Log-vraisemblance	43.15244	Critère de Hannan-Quinn : -0.889062		
Statistique de Durbin-Watson	2.031409			
<b>Racines inverses</b>				
AR Roots	1.00			
MA Roots	-0.70±0.51i, -0.27±0.82i, -0.86			

TABLE 2 : Estimation du modèle ARIMA pour le PIB

## ARIMAX

Le modèle ARIMAX met en évidence que les importations ont un effet significatif et positif sur le PIB, tandis que les exportations, bien qu'associées à un effet positif, ne sont pas statistiquement significatives. La dynamique temporelle du PIB est fortement influencée par le terme autorégressif AR(1), indiquant une inertie importante, tandis que le terme de moyenne mobile MA(5) n'a pas d'impact notable. Avec un R<sup>2</sup> ajusté de 87,7 %, le modèle offre une excellente capacité explicative, et les résidus sont bien modélisés, sans autocorrélation. La stabilité et la stationnarité du modèle, confirmées par les racines AR et MA, renforcent la fiabilité des prévisions.

<b>Variable</b>	<b>Coefficient</b>	<b>Erreur standard</b>	<b>t-Statistique</b>	<b>Probabilité</b>
EXPORTATION	0.237225	0.267611	0.886454	0.3842
IMPORTATION	0.819208	0.262488	3.120940	0.0040
AR(1)	0.932126	0.231300	6.515007	0.0000
MA(5)	0.014060	0.226516	0.062059	0.9510
SIGMASQ	0.357000	0.106747	3.344476	0.0059
<b>Statistiques du modèle</b>				
R-carré	0.894677	Moyenne de la variable dépendante : 22.8557		
R-carré ajusté	0.877123	Écart-type de la variable dépendante : 0.475634		
S.E. de régression	0.166728	Critère d'Akaike : -0.550427		
Somme des carrés des résidus	0.667155	Critère de Schwarz : -0.314687		
Log-vraisemblance	46.1292	Critère de Hannan-Quinn : -0.476596		
Statistique de Durbin-Watson	2.075001			
<b>Racines inverses</b>				
Racines AR	0.82, $\pm 0.34 - 0.25i$ , $\pm 0.13 - 0.41i$			
Racines MA	-0.43			

TABLE 3 : Estimation du modèle ARMA avec variables explicatives pour le PIB

## VAR

Pour analyser les relations entre le PIB, les exportations et les importations, on commence par tester leur stationnarité avec le test de Dickey-Fuller augmenté (ADF). Ce test vérifie si les variables ont une racine unitaire, ce qui signifie qu'elles ne sont pas stables à long terme. Si elles ne sont pas stationnaires en niveaux mais le deviennent après avoir pris leurs premières différences, elles sont dites intégrées d'ordre 1 (I(1)). Ensuite, le test de cointégration de Johansen est utilisé pour voir si ces variables partagent une relation stable à long terme malgré leur non-stationnarité. Si une cointégration est trouvée, on utilise un modèle en correction d'erreur (VECM), qui combine les variations à court terme et l'équilibre à long terme. Ce modèle inclut un « terme d'ajustement » pour corriger les écarts des variables par rapport à leur équilibre, indiquant à quelle vitesse elles y reviennent. Enfin, on choisit le bon nombre de décalages temporels (lags) pour tenir compte des effets passés, ce qui permet d'expliquer comment les exportations et les importations influencent le PIB de manière dynamique et cohérente.

L'estimation VECM met en évidence une relation de cointégration où une augmentation des exportations entraîne une diminution des importations à long terme, avec un coefficient de  $-4,8674$ . À court terme, les importations corrigent faiblement les écarts de long terme (coefficient de correction des erreurs de  $0,1670$ , non significatif), alors que les exportations les ajustent rapidement ( $0,4153$ ,  $t = 4,3023$ , significatif). Les importations sont freinées par leurs propres valeurs passées ( $-0,9742$ ,  $t = -3,0561$ ) mais stimulées par les exportations passées ( $0,8819$ ,  $t = 2,3369$ ). De leur côté, les exportations sont négativement influencées par les importations passées ( $-0,6283$ ,  $t = -2,2001$ ) et positivement par leurs propres valeurs passées ( $1,0869$ ,  $t = 2,6146$ ). Enfin, le PIB exerce un fort effet stimulant sur les exportations, avec un coefficient de  $1,4091$  ( $t = 3,3511$ ). Ces résultats montrent des ajustements asymétriques et des interactions dynamiques significatives entre ces variables.

Variable	Coefficient	Erreur standard	t-Statistique	Probabilité
<b>Équation de cointégration</b>				
D_IMPORTATION(-1)	1.0000	—	—	—
D_EXPORTATION(-1)	-4.8674	0.8398	-5.7955	—
Constante	0.2953	—	—	—
<b>Correction des erreurs</b>				
COINTEQ1	0.1670	0.1077	1.5498	—
	0.4153	0.0965	4.3023	—
<b>D(D_IMPORTATION)</b>				
D(D_IMPORTATION(-1))	-0.9742	0.3188	-3.0561	—
D(D_IMPORTATION(-2))	0.0093	0.3931	0.0237	—
D(D_EXPORTATION(-1))	0.8819	0.3774	2.3369	—
D(D_EXPORTATION(-2))	-0.0025	0.3000	-0.0084	—
Constante	-0.0639	0.0476	-1.3427	—
D_PIB	1.1070	0.4693	2.3586	—
<b>D(D_EXPORTATION)</b>				
D(D_IMPORTATION(-1))	-0.6283	0.2856	-2.2001	—
D(D_IMPORTATION(-2))	0.2950	0.3522	0.8375	—
D(D_EXPORTATION(-1))	1.0869	0.3381	3.2146	—
D(D_EXPORTATION(-2))	0.0566	0.2688	0.2106	—
Constante	-0.0885	0.0427	-2.0752	—
D_PIB	1.4091	0.4205	3.3511	—
<b>Statistiques du Modèle</b>				
R-carré	0.5696		0.7409	—
R-carré ajusté	0.4261		0.6545	—
Somme des carrés des résidus	0.6369		0.5112	—
S.E. équation	0.1881		0.1685	—
F-statistique	3.9704		8.5764	—
Log-vraisemblance	10.4019		13.1493	—
Critère d' Akaike	-0.2721		-0.4919	—
Critère de Schwarz	0.0691		-0.1507	—
Moyenne dépendante	0.0000		0.0027	—
Écart-type dépendante	0.2483		0.2867	—
Déterminant de la covariance des résidus	0.000437 (ajusté)			
Log-vraisemblance globale	33.9527			
Critère d' Akaike global	-1.4362			
Critère de Schwarz global	-0.6561			
Nombre de coefficients	16			

TABLE 4 : Estimation du Modèle VECM (Vector Error Correction Model)

## Ordinary least squares (OLS)

Les coefficients ( $\beta$ ) mesurent l'impact des variables explicatives sur le PIB. Par exemple, un coefficient de  $\beta_1 = 0.363$  pour les exportations signifie qu'une augmentation de 1 unité des exportations entraîne une hausse de 0.363 unité du PIB, tandis qu'un coefficient de  $\beta_2 = 0.337$  pour les importations indique qu'une hausse de 1 unité des importations augmente le PIB de 0.337 unité. Les p-values associées, respectivement 0.0158 pour les exportations et 0.0209 pour les importations, montrent que ces effets sont statistiquement significatifs à 5 %, ce qui signifie qu'il existe une relation réelle entre ces variables et le PIB. Le  $R^2$  de 0.95 indique que 95 % des variations du PIB sont expliquées par les exportations et les importations, ce qui montre que le modèle ajuste bien les données. Enfin, la statistique F, égale à 254 avec une p-value de 0.000, confirme la validité du modèle global, suggérant que les exportations et les importations ont un impact significatif sur la croissance du PIB.

Variable/Statistic	Coefficient/Value	Std. Error	t-Statistic	Prob./Note
IMPORTATION	0.337640	0.137308	2.459003	0.0209
EXPORTATION	0.363865	0.140865	2.583071	0.0158
C	7.760746	0.670327	11.577549	0.0000
R-squared	0.951406	-	-	Adjusted : 0.947668
S.E. of regression	0.108807	-	-	-
Sum squared resid	0.307815	-	-	-
Log likelihood	24.761289	-	-	-
F-statistic	254.521198	-	-	Prob : 0.000000
Mean dependent var	22.855874	-	-	-
S.D. dependent var	0.475634	-	-	-
Akaike info criterion	-1.500779	-	-	-
Schwarz criterion	-1.359334	-	-	-
Hannan-Quinn criterion	-1.456480	-	-	-
Durbin-Watson stat	1.296253	-	-	-

TABLE 5 : Résultat des estimations OLS

## Prévision

Après avoir estimé chaque modèle, nous avons collecté les informations nécessaires pour déterminer celui qui est le plus adapté pour la prévision. Pour ce faire, nous nous appuyons sur les critères de l'Akaike Information Criterion (AIC), du Schwarz Criterion (SIC) et du Root mean square error (RMSE). Le modèle retenu sera celui qui minimise ces critères. Ainsi, les modèles estimés seront comparés en fonction de leurs valeurs d'AIC et de SIC. Le tableau ci-dessous présente les modèles sélectionnés pour le choix des prévisions.

Modèle	Akaike Information Criterion (AIC)	Schwarz Criterion (SC)	RMSE
VECM	-1.4362	-0.6561	0.1483
ARIMAX	-0.5504	-0.3147	0.1517
OLS	-1.5008	-1.3593	0.1029
ARIMA	-0.8191	-0.7791	0.1113

TABLE 6 : Critères d'Akaike, de Schwarz et de RMSE pour les modèles VECM, ARIMAX, OLS, et ARIMA

Parmi les modèles, les critères qui minimisent est l'OLS. Avec un critère de AIC, SC et RMSE respectivement de  $-1.5008$ , de  $-1.3593$  et de  $0.1028$ . Donc, la prévision du PIB se fera par le modèle OLS.

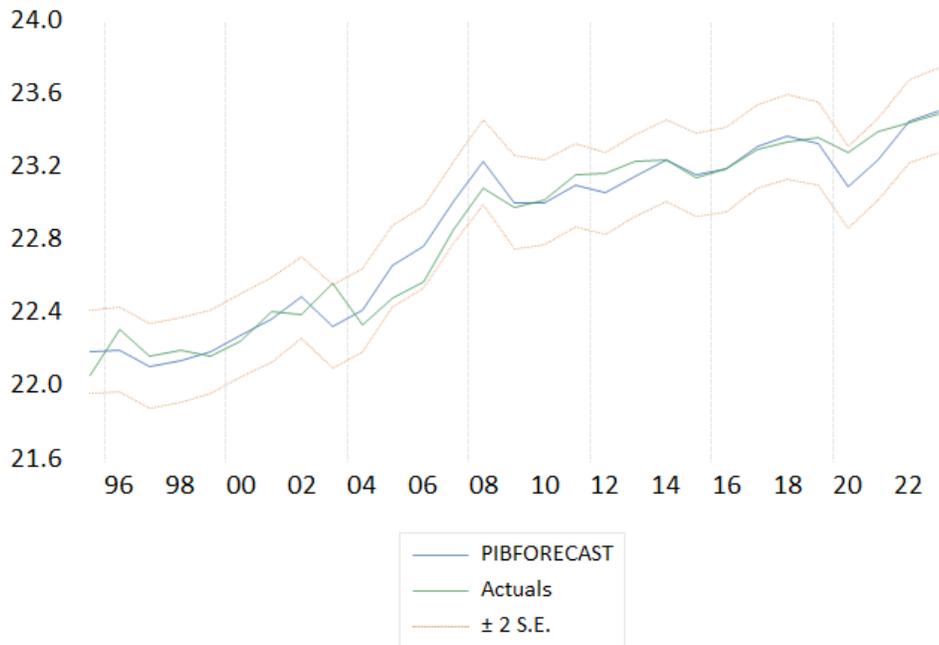


FIGURE 1 : Résultats de la prévision OLS

La prévision du PIB, en fonction de l'exportation et de l'importation, sont fiables selon le résultat obtenu. Le PIB prédit et les données réelles se rapprochent donc la prévision suit le même rythme que le PIB actuel. On peut remarquer une absence de coordination entre la période 2002 et 2004 étant donné que Madagascar a fait face à une crise politique en 2002 ce qui affecté négativement son économie pour ensuite rebondir deux années plus tard.

## 4 Discussion

### 4.1 Le rôle du commerce extérieur dans l'économie

Les exportations et les importations jouent un rôle crucial pour prédire le PIB d'un pays, et cela peut se résumer assez simplement. Quand un pays exporte, il vend ses biens et services à l'étranger, générant ainsi des revenus qui stimulent son économie. Plus il exporte, plus son PIB augmente. On peut parler de l'exportation de vanille et de crevette pour Madagascar favorisant l'entrée de devise et améliorer par conséquent la valeur de la monnaie nationale sur le marché interbancaire des devises (MID).

Les importations, de leur côté, reflètent ce qu'un pays achète à l'étranger. Même si elles réduisent directement le calcul du PIB (car elles représentent des dépenses), elles témoignent souvent d'une forte demande intérieure, signe que l'économie est dynamique. L'importation est favorable pour une économie à condition que les biens importés satisfassent les besoins de la demande du pays qui importe. C'est le cas de l'importation de pétrole pour faire fonctionner les usines qui produisent les biens locaux, ainsi que les voitures comme carburant.

La balance entre ces deux variables – exportations et importations – constitue ce qu'on appelle le solde commercial. Si un pays exporte plus qu'il n'importe, cela booste son PIB. En revanche, si les importations sont plus élevées, cela peut ralentir la croissance. Ces données, riches en informations économiques, sont régulièrement intégrées dans des modèles pour anticiper la trajectoire du PIB. Et les résultats ? Ils sont impressionnants. Comme le montre ton graphique, les prévisions obtenues à partir de ces données collent presque parfaitement à la réalité, preuve que les échanges commerciaux sont de puissants indicateurs de la santé économique.

En clair, les exportations et importations ne sont pas juste des chiffres ; ce sont des fenêtres sur l'activité économique d'un pays. Ces données permettent non seulement d'avoir un aperçu où en est l'économie aujourd'hui, mais aussi d'estimer avec précision où elle se dirige demain. Pour un public novice, cela montre simplement que le commerce international est bien plus qu'un échange de biens. Sans pour autant négliger la production locale, c'est un moteur essentiel de la croissance économique .

### 4.2 Le choix de modèle

La modélisation économétrique, bien qu'un outil précieux, reste avant tout un moyen d'analyse. Le choix du modèle dépend des objectifs de l'étude, des données disponibles et des hypothèses posées. Les modèles sont utiles pour estimer l'évolution du PIB, mais ils doivent être employés avec discernement. En effet, si ces modèles fournissent des prévisions quantitatives intéressantes, leur véritable valeur réside dans l'interprétation des résultats. Bien que les modèles puissent identifier des tendances et proposer des projections, ces résultats doivent toujours être contextualisés dans

un cadre économique concret. Même les modèles les mieux conçus peuvent présenter des limites, qu'il s'agisse de biais, de simplifications ou d'incertitudes liées aux hypothèses de départ.

TABLE 7 : Résumé des résultats des modèles économétriques

Modèle	AIC	SIC	R <sup>2</sup> ajusté	RMSE	Commentaire
OLS	-1.5008	-1.3593	0.9477	0.1029	Modèle le plus performant selon AIC et SIC
ARIMA	-0.8191	-0.7791	0.9387	0.1113	Bon ajustement des séries temporelles stationnaires
ARIMAX	-0.5504	-0.3147	0.8771	0.1517	Modèle intégrant les variables exogènes
VECM	-1.4362	-0.6561	0.6545	0.1483	Bon pour analyser les relations dynamiques

Il existe des alternatives au simple choix des modèles qui minimisent l'AIC et le BIC. Par exemple, on peut opter pour un modèle ARIMA lorsque l'on souhaite avant tout analyser les données passées. Pour prévoir le PIB de 2024, on peut supposer que le PIB était stable en 2019, ce qui implique une série non stationnaire avec une base de données sur les six dernières années, ajustée à trois ans, d'où l'utilisation d'un modèle ARIMA(6, 1, 3). Afin d'améliorer cette prévision, on pourrait inclure une variable supplémentaire influençant le PIB, comme les dépenses gouvernementales dans le cadre de la politique budgétaire. Le modèle serait alors étendu en un ARIMAX. D'autre part, si l'on souhaite examiner les relations entre les variables passées à la fois pour les variables endogènes et exogènes, on pourrait se tourner vers un modèle VAR.

## 5 Conclusion

En conclusion, cette étude a permis d'estimer différents modèles de prévision, à savoir ARIMA, ARIMAX, VAR et OLS, en utilisant des données économiques réelles. Ces modèles ont été appliqués pour analyser les relations entre des variables économiques clés, avec un focus particulier sur l'utilisation du PIB en fonction des exportations et des importations. Le choix des critères AIC (Akaike Information Criterion) et SIC (Schwarz Information Criterion) a été central dans la sélection des modèles les plus performants, ces critères permettant de minimiser la valeur des erreurs de prévision. Parmi les modèles testés, l'OLS s'est avéré être celui qui remplissait les critères les plus efficaces pour minimiser ces erreurs, offrant ainsi des prévisions robustes. Cependant, bien que la modélisation soit un outil puissant pour comprendre les dynamiques économiques, il est essentiel de souligner que l'implémentation de ces résultats dans la réalité économique est ce qui détermine leur véritable valeur. En effet, la modélisation ne suffit pas à elle seule ; sa capacité à traduire des relations théoriques en décisions pratiques et politiques est ce qui en fait un levier essentiel pour les acteurs économiques.

## Références

- [1] Josué R. Andrianady, *Crunching the Numbers : A Comparison of Econometric Models for GDP Forecasting in Madagascar*, 2023, Non publié.
- [2] Ravahiny Josué Andrianady, *The Complete Guide to Ordinary Least Squares (OLS) Regression Using EViews*, Munich Personal RePEc Archive (MPRA), MPRA Paper No. 122199, 2024, Disponible en ligne : <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/122199/>.
- [3] Josué Andrianady, Michel H. P. Ranaivoson, Fitiavana Michael Randriamifidy, Thierry Miora Steffanie, *Econometric Analysis and Forecasting of Madagascar's Economy : An ARIMAX Approach*, SSRN Electronic Journal, 2023, DOI : [10.2139/ssrn.4593283](https://doi.org/10.2139/ssrn.4593283).
- [4] D. A. Belsley, E. Kuh, R. E. Welsch, *Regression Diagnostics : Identifying Influential Data and Sources of Collinearity*, Wiley, 1980.
- [5] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, *Time Series Analysis : Forecasting and Control*, Holden-Day, 1976.
- [6] R. Bourbonnais, *Économétrie*, 9e éd., Éditions Dunod, Paris, 2021.
- [7] Dario Caldara, Matteo Iacoviello, *Measuring Geopolitical Risk*, American Economic Review, vol. 112, no. 4, pp. 1194–1225, 2022, DOI : [10.1257/aer.20191823](https://doi.org/10.1257/aer.20191823).
- [8] J. Durbin, G. S. Watson, *Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression : I*, *Biometrika*, vol. 37, pp. 409–428, 1950.
- [9] C. F. Gauss, *Theoria Motus Corporum Coelestium*, 1855.
- [10] J. H. Stock, M. W. Watson, *Introduction to Econometrics*, 2e éd., Pearson, 2007.
- [11] J. B. Taylor, *Discretion versus Policy Rules in Practice*, Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy, vol. 39, pp. 195–214, 1993.
- [12] H. White, *A Heteroskedasticity-Consistent Covariance Matrix Estimator and a Direct Test for Heteroskedasticity*, *Econometrica*, vol. 48, no. 4, pp. 817–838, 1980.
- [13] J. Wright, *The Tariff on Animal and Vegetable Oils*, *Journal of Political Economy*, vol. 36, no. 5, pp. 513–531, 1928.