

MESURE DE L'EFFICIENCE TECHNIQUE DES BANQUES COMMERCIALES MALIENNES PAR LA METHODE DATA ENVELOPMENT ANALYSIS (DEA)

MEASURING THE TECHNICAL EFFICIENCY OF COMMERCIAL BANKS IN MALI USING THE DATA ENVELOPMENT ANALYSIS (DEA) METHOD

KANE Souleymane

Enseignant chercheur

Faculté des Sciences Economiques et de Gestion
Université des Sciences Sociales et de Gestion de Bamako
MALI

TRAORE Adama O.

Enseignant chercheur

Faculté des Sciences Economiques et de Gestion
Université des Sciences Sociales et de Gestion de Bamako
MALI

DIALLO Moumouni

Enseignant chercheur

Faculté des Sciences Economiques et de Gestion
Université des Sciences Sociales et de Gestion de Bamako
MALI

Date de soumission : 06/08/2025

Date d'acceptation : 11/09/2025

Pour citer cet article :

KANE.S.& al (2025) «MESURE DE L'EFFICIENCE TECHNIQUE DES BANQUES COMMERCIALES MALIENNES PAR LA METHODE DATA ENVELOPMENT ANALYSIS (DEA) », Revue Française d'Economie et de Gestion «Volume 6 : Numéro 9 » pp : 917 – 942.

Author(s) agree that this article remain permanently open access under the terms of the Creative Commons

Attribution License 4.0 International License



Résumé

L'objectif de ce travail est de déterminer l'efficacité des banques commerciales du Mali et ses déterminants entre 2016 et 2020. Nous utilisons la méthode Data Envelopment Analysis (DEA) pour mesurer l'efficacité technique. Les principaux résultats montrent qu'en moyenne, le score d'efficacité technique des banques maliennes est de 89,48%. Ce qui veut dire qu'avec les mêmes ressources et les mêmes outputs offerts, les banques pourraient augmenter leur niveau d'efficacité de 10,52%. Le ratio de capitaux propres sur le total actif, la part des cadres supérieurs dans l'effectif total, la taille de l'institution et du conseil d'administration, le nombre d'agences, le type de propriété et les taux d'inflation, de croissance du PIB et de la masse monétaire sont les principaux facteurs qui déterminent l'efficacité des banques. Les banques doivent mieux superviser l'affectation de leurs ressources tout en respectant les normes prudentielles et mettre l'accent sur les déterminants de l'efficacité.

Mots clés : « Banques commerciales » ; « Efficacité technique » ; « DEA » ; « Mali ».

Abstract

The objective of this study is to determine the efficiency of commercial banks in Mali and its determinants between 2016 and 2020. We use the Data Envelopment Analysis (DEA) method to measure technical efficiency. The main results show that, on average, the technical efficiency score of Malian banks is 89.48%. This means that, with the same resources and outputs, banks could increase their efficiency level by 10.52%. The ratio of equity to total assets, the proportion of senior managers in the total workforce, the size of the institution and the board of directors, the number of branches, the type of ownership, and the rates of inflation, GDP growth and money supply are the main factors that determine the efficiency of banks. Banks must better supervise the allocation of their resources while complying with prudential standards and focus on the determinants of efficiency.

Keywords : « Commercial banks » ; « Technical efficiency » ; « DEA » ; « Mali ».

Introduction

Le système financier joue un rôle crucial dans l'économie en mobilisant l'épargne pour financer l'investissement qui est à la base de la croissance (Pagano, 1993 ; Levine, 2005). De ce fait, le secteur bancaire joue un grand rôle dans ce processus.

Compte tenu du rôle du secteur bancaire dans le développement économique du Mali, avec environ 97 % des actifs du système financier¹, il est essentiel d'évaluer l'efficacité et l'évolution de la productivité de ce secteur. En effet, certaines banques maliennes se sont heurtées à l'arrêt de leurs activités comme la Banque de l'Habitat du Mali (BHM) en raison de la mauvaise gestion et du contexte politique et économique instable du Mali depuis des années. Le rapport de la Commission Bancaire de l'Union Monétaire Ouest Africaine (UMOA) de 2020 indique qu'il y a 14 banques commerciales au Mali. L'inclusion financière est difficile au Mali en raison de l'ampleur de la pauvreté qui règne, de l'étendue du pays et de la faible densité de la population. Le taux de bancarisation strict du Mali en 2020 est de 15,6% relativement faible par rapport au taux de la zone UMOA (19,3%).

Au regard de ce contexte difficile du secteur bancaire au Mali, la solution nécessite un diagnostic plus approfondi dudit secteur en s'interrogeant principalement sur la question suivante :

Dans quelle mesure les banques commerciales maliennes sont efficaces ?

Il s'agit en particulier de répondre aux questions suivantes :

- quelles est l'efficacité technique des banques commerciales maliennes ?
- quels sont les déterminants de l'efficacité des banques commerciales du Mali ?
- quelles stratégies économiques pourraient améliorer l'efficacité du secteur bancaire Malien ?

L'objectif général de cette recherche est de déterminer l'efficacité technique des banques commerciales maliennes en utilisant l'analyse d'enveloppement des données. Il s'agit spécifiquement de :

- identifier les banques maliennes qui sont efficaces ;
- identifier les facteurs qui déterminent le niveau de l'efficacité des banques commerciales maliennes ;

¹ Note technique du Programme d'évaluation du secteur financier au Mali menée en mars 2015 sous la supervision du Pôle Finance et marchés des Pratiques mondiales de la Banque mondiale.

- faire des propositions en matière de politique économique afin de rendre le secteur bancaire malien plus performant.

Les hypothèses suivantes sont formulées pour répondre aux interrogations spécifiques de ce travail :

- les banques commerciales maliennes sont efficaces ;
- le niveau d'efficacité des banques commerciales maliennes dépend des caractéristiques financières, des facteurs organisationnels et des contraintes financières réglementaires ;
- l'amélioration du cadre monétaire des politiques économiques améliore positivement l'efficacité des banques commerciales du Mali.

La performance financière d'une banque est généralement mesurée à l'aide des ratios Return On Equity (rendement des capitaux propres) « ROE », Return On Assets (rendement des actifs) « ROA », PNB (Produit Net Bancaire), etc. Cependant, cette méthode ne tient pas en compte le rapport technique entre les entrées et les sorties bancaires, ainsi que d'autres variables qui peuvent avoir un impact sur l'efficacité d'une banque. Ainsi, ces dernières années afin de prendre en compte ces limites, des méthodes paramétriques et non-paramétriques ont vu le jour. Parmi ces méthodes, on pourrait citer Stochastic Frontier Analysis (SFA), Data Envelopment Analysis (DEA), Free Disposal Hull (FDH) etc.

Dans le cadre de cette étude, nous allons nous baser sur la méthode Data Envelopment Analysis (DEA) pour mesurer l'efficacité technique des banques commerciales maliennes sur la période 2016-2020 et déterminer les principaux déterminants de cette efficacité. La méthode des « deux étapes » développée par Battese & Coelli (1995) est adaptée pour cette étude. La première étape consiste à élaborer un modèle DEA classique pour calculer l'efficacité technique et la deuxième étape consiste à régresser les scores d'efficacité par un ensemble de variables qui peuvent affecter l'efficacité des banques avec la méthode MCO (Moindres Carrés Ordinaires). Ce travail est organisé de la façon suivante. La première section présente la revue de la littérature, la seconde section décrit la méthodologie du travail. La dernière section concerne les résultats et discussions.

1. Revue de la littérature

Analyser la performance d'une organisation revient à définir deux concepts clefs à savoir : l'efficacité et l'efficacité.

Plusieurs définitions sont possibles dans la littérature, cependant nous retenons celle de Drucker, P.F(1967) (the effective executive. Harper et Row), en ces mots : « efficiency is doing things right, effectiveness is doing the right things ». De cela, on pourrait dire qu'une action est

efficace lorsqu'elle produit l'effet attendu. Quant à l'efficacité, on pourrait citer Koopmans, T.C (1957) (théorie générale de l'efficacité), en ces mots : « une activité est efficace si aucune des ressources utilisées ne peut être réduite sans réduire la quantité produite d'au moins un produit ».

Les produits bancaires les plus évoqués dans la littérature sont les prêts à la clientèle et les autres produits rémunérateurs. Les ressources retenues dans la généralité des études concernent le travail, le capital physique et le capital financier (BENZAI, 2016).

Fort des définitions précédentes, on pourrait dire qu'une situation de concurrence accrue, l'efficacité n'est plus suffisante, l'efficacité d'une banque est nécessaire si elle veut demeurer sur le marché. Ce qui pourrait justifier la mise en place des techniques d'évaluation de mesure développées ces dernières années. Certaines d'entre elles sont paramétriques tandis que d'autres ne le sont pas. Parmi les méthodes non-paramétriques, la méthode DEA est privilégiée dans notre travail. Cette méthode est particulièrement adoptée à la mesure de l'efficacité relative des firmes quand plusieurs inputs sont utilisés pour produire plusieurs outputs. En plus, elle la rend possible quand la technique de production est incertaine ou inconnue (Bekkar, 2006). C'est pourquoi elle est particulièrement intéressante pour les cas des banques ou les institutions financières. Son principal inconvénient est toutefois qu'elle est sensible aux erreurs de mesures. Pour Yilmaz & Yurdusev, (2011), l'objectif de l'analyse d'enveloppement des données (DEA) est de mesurer l'efficacité d'un ensemble d'unités décisionnelles (Decision Making Units « DMU ») qui produisent les mêmes types de produit (output) avec le même type de moyens (inputs). L'approche DEA ne requiert pas une forme fonctionnelle spécifique. En réalité, ce sont des méthodes de programmation linéaire qui s'y appliquent.

Cette méthode d'analyse non paramétrique a été utilisée par plusieurs chercheurs pour étudier l'efficacité de l'activité bancaire.

En effet, Ngwa et Kodzo (2007) utilisant ladite méthode aboutissent au fait que le niveau moyen d'efficacité technique des établissements de crédit de la Communauté Economique et Monétaire de l'Afrique Centrale (CEMAC) au cours de la période 2001-2005 est faible et largement inférieur à 40%.

Aussi, Abdelkhalek et Solhi (2009) se sont intéressés à l'efficacité et la productivité des banques commerciales marocaines avec la méthode non paramétrique entre 1993-2006. Le score d'efficacité moyen trouvé par ces auteurs est de 66% et 68% selon les variables utilisées.

En outre, NANSHA MONGA Kevin (2021) a employé la méthode DEA dans son étude de l'efficacité des institutions financières congolaises à partir d'un panel non cylindré de 10

banques commerciales observées entre 2005 et 2019. Les résultats montrent que le niveau moyen d'efficacité des banques commerciales congolaises au cours de la période 2001-2005 est de 91,044%.

Les études citées ci-dessus nous serviront de base de réflexion dans l'utilisation de méthodes DEA pour la mesure de l'efficacité.

2. Données et méthodologie

2.1. Données

Le choix de nos inputs et outputs sont fortement inspirés des travaux antérieurs de (KABLAN (2007) pour les banques de l'UEOMA et de Ngwa et Kodzo (2007) pour les banques de la CEMAC etc.) qui partagent les mêmes réalités financières maliennes. En conséquence, nous avons retenu comme inputs « les frais du personnel, les charges d'exploitation et frais financiers » et comme outputs « les opérations à la clientèle, les prêts interbancaires, les titres de placement ». Donc nous avons trois inputs et un output et le contenu de chaque variable input et output sont exposés dans le tableau 1.

Tableau N°1 : Désignations des outputs, des inputs et de leurs définitions

Variables	Désignations	Définitions	Caractère	Unités
Yit (Output)	Output bancaire total	Total des opérations à la clientèle + prêt interbancaire + titres de placement	Quantitative	En millions Franc CFA
Cit	Coût total de production bancaire	Coût du travail + Coût du capital physique + Coût du capital financier	Quantitative	En millions Franc CFA
CLit (Input)	Coût du travail	Charges du personnel	Quantitative	En millions Franc CFA
CKit (Input)	Coût du capital Physique	Charges générales d'exploitation (autres charges externes et diverses + dotations aux amortissements)	Quantitative	En millions Franc CFA
CFit (Input)	Coût du capital Financier	Intérêts encourus et charges Assimilées	Quantitative	En millions Franc CFA

Source : Auteur

Avec $i = 1, 2, \dots, n$ $t = 1, 2, \dots, T$ où $n = 13$ banques et $T = 5$ années

Tableau N°2 : Désignation, caractère, unités et résultat entendu des variables environnementales

Variables	Désignation	Caractère	Unités	Résultat entendu
ROA _{it}	Return on Asset	Quantitative	En valeur décimale	Positif
ROE _{it}	Return on Equity	Quantitative	En valeur décimale	Positif
DA _{it}	Dépôt sur Total Actif	Quantitative	En valeur décimale	Positif
CA _{it}	Crédit sur Total Actif	Quantitative	En valeur décimale	Positif
lnTA _{it}	Logarithme du Total actif	Quantitative	En valeur décimale	Positif ou négatif
TCA _{it}	Taille du Conseil d'Administration	Quantitative	En valeur entière	Négatif
AI _{it}	Ancienneté de l'Institution financière	Quantitative	En année	Négatif
TP _{it}	Type de Propriété	Qualitative dichotomique	0=Etrangère 1= Locale	Positif ou négatif
CS _{it}	Cadres supérieur	Quantitative	En valeur entière	Positif
CSEP _{it}	Cadres supérieurs sur Effectif du Personnel	Quantitative	En valeur entière	Positif
NA _{it}	Nombre d'Agences	Quantitative	En valeur entière	Positif
CPA _{it}	Capitaux Propres sur total Actif	Quantitative	En valeur décimale	Positif ou négatif
RS _{it}	Ratio de Solvabilité	Quantitative	En valeur décimale	Positif

RL_{it}	Ratio de Liquidité	Quantitative	En valeur décimale	Positif
Inf_{it}	Taux d'Inflation	Quantitative	En %	Positif
gy_{it}	Taux de croissance du PIB	Quantitative	En %	Positif
gm_{it}	Taux de croissance de la Masse Monétaire	Quantitative	En %	Positif
TIL_{it}	Taux d'intérêt Légal	Quantitative	En %	Négatif
NS_{it}	Norme de solvabilité	Qualitative dichotomique	0 si $RS < 8\%$ 1 si $RS \geq 8\%$	Positif
NL_{it}	Norme de liquidité	Qualitative dichotomique	0 si $RL < 75\%$ 1 si $RL \geq 75\%$	Positif

Source : Auteur

La quête de données secondaires sur les états financiers et les rapports annuels a été facilitée par la technique documentaire des différentes banques et les propositions du CANEVAS de l'Association Professionnelle des Banques et Etablissements Financiers (APBEF) de la BCEAO de 2016 à 2020. Nous avons utilisé un panel cylindré de 13 banques commerciales Maliennes (BDM ; BIM ; BNDA ; BCS ; BOA ; ECOBANK ; BICIM ; BMS ; BSIC ; OraBANK ; BAM ; BCI ; CorisBANK) observées sur cinq exercices comptables consécutifs (2016-2020). La période d'étude est choisie en fonction de notre accès aux données. L'adoption de la priorité donnée aux banques commerciales maliennes par rapport aux systèmes financiers décentralisés et aux établissements de monnaies électroniques repose sur diverses raisons liées à la structure et aux objectifs de l'étude. En effet, à l'exception de la banque UBA, toutes les banques commerciales ont été retenues en raison de l'indisponibilité de certaines informations nécessaires au calcul des inputs et outputs bancaires de 2016 à 2018 de l'UBA.

2.2. Méthodologie

2.2.1. Modèles mathématiques

L'objectif de l'analyse d'enveloppement des données est de mesurer l'efficience relative d'un ensemble d'unités décisionnelles (Decision Making Units) qui produisent des outputs uniformes avec les mêmes ressources (Yilmaz & Yurdusev, 2011). L'approche DEA ne requiert pas une configuration fonctionnelle spécifique. Les méthodes de programmation linéaire sont employées (Yong-Bae & Choonjoo, 2010).

La proportion entre les outputs et les inputs pondérés est un niveau d'efficacité technique. L'efficacité technique de l'unité « i » sera calculée en utilisant un vecteur-colonne pour les inputs (x_i) et un autre pour les outputs (y_i) prémultipliés chacun par les vecteurs-lignes « v » et « u » :

$$TE_i = \frac{\sum u y_i}{\sum v x_i} \quad \forall i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

Où :

TE_i : est l'efficacité technique de la banque i utilisant des inputs pour produire des outputs ;

y_i : est la quantité de l'output produit par la banque i ;

x_i : est la quantité de l'input consommé par la banque i ;

u : est le poids de l'output ;

v : est le poids de l'input ;

n : est le nombre de banque à être évalués.

On ne connaît cependant pas les vecteurs de pondération des inputs et des outputs. Il faudrait alors un programme non linéaire pour résoudre le problème appelé CCR (Charnes, Cooper et Rhodes) (Yilmaz & Yurdusev, 2011). De nouvelles versions du CCR ont été élaborées au cours des ans, notamment le BCC (Banker, Charnes & Cooper) et le RCCR (Reduced Charnes-Cooper-Rhodes). CCR est un programme non linéaire qui cherche à trouver, au maximum, les vecteurs de pondération des entrées (v) et des sorties (u) tels que l'efficacité relative de l'ensemble des DMU soit inférieure ou égale à 1.

L'efficacité technique de la banque est optimisée en fonction de deux contraintes. La banque « i » ne peut pas obtenir un score d'efficacité plus de 1 en appliquant les poids aux outputs et aux inputs de chaque organisation de l'échantillon. Les poids appliqués aux outputs et aux inputs sont strictement positifs :

$$\begin{aligned} \text{Max } TE_i &= \frac{\sum u y_i}{\sum v x_i} \quad \forall i = 1, 2, \dots, n \\ \text{S/C } \frac{\sum u y_i}{\sum v x_i} &\leq 1 \\ u, v &\geq 0 \end{aligned} \quad (2)$$

Or, il est difficile de résoudre ce type de programme non linéaire. Si vx_i est égal à 1, nous allons faire recours au théorème de dualité qui aboutira au programme linéaire suivant :

$$\begin{aligned}
 TE_i &= \text{Min } \theta \\
 S/C \quad y_i &\leq \lambda Y \\
 \theta x_i &\geq \lambda X \\
 \theta, \lambda &\geq 0 \\
 \forall i &= 1, 2, \dots, n
 \end{aligned} \quad (3)$$

Où θ et λ représentent respectivement de l'efficacité technique de la banque et d'un vecteur de pondération (le poids associé aux *outputs* et aux *inputs* de la banque).

L'hypothèse de rendements d'échelle constantes (CRS) fait partie de ce programme. Ici, les DMU sont censés se trouver sur la frontière d'efficacité. Or, dans la pratique, ce raisonnement est bien éloigné de la vérité (Muayila & Mujinga, 2018). Pour remédier à ce manque, Banker, Charnes et Cooper (1984) ont élaboré un modèle supposant des rendements d'échelle variables (VRS ou BCC). Si toutes les banques ne possèdent pas d'une taille optimale, cela permet de calculer les scores d'efficacité d'échelle (Yong-Bae & Choonjoo, 2010). On obtient alors l'efficacité d'échelle en comparant l'efficacité de CRS (θ_{CRS}) (efficacité totale) à l'efficacité

VRS (θ_{VRS}) (efficacité pure) : $\frac{\theta_{CRS}}{\theta_{VRS}}$. Le nouveau problème diffère par ailleurs de l'ancien par la contrainte de convexité ($\lambda = 1$) (mesure des rendements d'échelle). Donc le programme BCC est le suivant :

$$\begin{aligned}
 TE_i &= \text{Min } \theta \\
 S/C \quad y_i &\leq \lambda Y ; \\
 \theta x_i &\geq \lambda X ; \\
 \lambda &= 1 ; \\
 \theta, \lambda &\geq 0 \\
 \forall i &= 1, 2, \dots, n
 \end{aligned} \quad (4)$$

De plus, chaque programme DEA est éventuellement résolu avec une direction « input » ou « output » selon l'élément contrôlable par les entités de l'échantillon. La première est très répandue dans l'espace bancaire. Les données en panel sont utilisées dans ce genre d'étude sur l'efficacité bancaire par la majorité des revues. Ainsi, la résolution de ce programme est plus simple pour chaque intervalle de temps pris en compte (Du, Worthington et Zelenyuk, 2015).

Donc, pour les panels, les équations 3 et 4 deviennent respectivement :

$$\begin{aligned}
 TE_{it} &= \text{Min } \theta_t \\
 S/C \ y_{it} &\leq \lambda_t Y_t ; \\
 \theta_t x_{it} &\geq \lambda_t X_t ; \\
 \lambda_t &\geq 0 \\
 \forall t &= 1, 2, 3, \dots, T \text{ et } i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (5)
 \end{aligned}$$

Avec le modèle VRS :

$$\begin{aligned}
 TE_{it} &= \text{Min } \theta_t \\
 S/C \ y_{it} &\leq \lambda_t Y_t ; \\
 \theta_t x_{it} &\geq \lambda_t X_t ; \\
 \lambda_t &= 1 ; \\
 \theta_t, \lambda_t &\geq 0 \\
 \forall t &= 1, 2, \dots, T \text{ et } i = 1, 2, \dots, n \quad (6)
 \end{aligned}$$

De nombreuses études ont tendance à sélectionner l'orientation-input car la quantité des inputs semblent être des variables sur lesquelles sont prises les décisions primaires. À ce jour, la littérature théorique n'est pas concluante quant au meilleur choix parmi les alternatives d'orientations de mesure. Dans cette étude, nous suivons la plupart de la littérature bancaire qui adopte l'orientation input. Les inefficiences obtenues par la méthode DEA ne possèdent pas de caractéristiques statistiques.

2.2.2. Ajustement de l'efficacité aux conditions de l'environnement

L'efficacité des organisations dépend aussi des variables environnementales mais ne sont pas sous le contrôle (ou l'influence, ou encore la gestion) des managers. Plusieurs méthodes permettent de prendre en considération de telles variables. La plus persuasive de ces méthodes est cependant la méthode dite des « deux étapes ». Ses avantages sont notamment décrits par Coelli *et al.* (2005, pp 194-195) et Pastor (2002, p. 899).

La méthode des « deux étapes » combine un modèle DEA et une analyse de régression. Une régression Tobit est souvent utilisée dans cette seconde étape. Cependant, de récentes études démontrent qu'une régression par la méthode des **Moindres Carrés Ordinaires (MCO)** est non seulement suffisante pour expliquer les scores d'efficacité (Hoff, 2007) mais souvent plus indiquée que Tobit (McDonald, 2009).

Afin de suivre les travaux récents (McDonald, 2009), nous optons pour la méthode des Moindres Carrés Ordinaires (MCO) de régression linéaire sur panel.

$$Y_{it} = \alpha_{it} + \beta X_{it} + \varepsilon_{it} . \quad (7)$$

Y_{it} : Variables dépendantes ou à expliquées (TECRS et TEVRS)

i : Numero d'organisation (13 banques)

t : Temps ou période (2016-2020)

α_{it} : Constante

X_{it} : Variables indépendantes ou explicatives de la banque i à la période t

β : Coefficient des variables indépendantes

ε_{it} : Terme d'erreur de la banque i à la période t

3. Résultats et discussion

3.1. Résultats des statistiques descriptives

Tableau N°3 : Statistique des inputs et output bancaire

Variabes	Observations	Moyenne	Ecart-type	Minimum	Maximum
Yit	65	292260	191875	45268	761383
Clit	65	5196,108	3292,028	1269	12360
Ckit	65	7539,785	4633,084	1851	18940
Cfit	65	11789,48	23479,56	156	179565

Source : Auteur sous l'assistance de Stata

Tableau N°4 : Statistique des variables de la rentabilité et de politique commerciale bancaire

Variabes	Observations	Moyenne	Ecart-type	Minimum	Maximum
ROAit	65	0,0094649	0,0135661	-0,043702	0,0378497
ROEit	65	0,1336424	0,1430671	-0,270416	0,4534388
Dait	65	0,5903057	0,1214196	0,3664449	0,8230569
Cait	65	0,5576237	0,1224142	0,2642619	0,7791835

Source : Auteur sous l'assistance de Stata

Tableau N°5 : Statistique des variables bancaires organisationnelles

Variabes	Observations	Moyenne	Ecart-type	Minimum	Maximum
TCAit	65	7,461538	2,031601	4	11
LnTAit	65	12,56386	0,7335775	11,05813	13,87571
Alit	65	23,15385	14,00249	3	52
CSit	65	123,8769	58,06664	7	256
CSEPit	65	0,4899726	0,1695557	0,0614035	0,9506173
Nait	65	30,53846	25,54229	1	158

Source : Auteur sous l'assistance de Stata

Tableau N°6 : Statistique des variables associées aux contraintes réglementaires

Variables	Observations	Moyenne	Ecart-type	Minimum	Maximum
CPA _{it}	65	0,1038168	0,0370554	0,0124182	0,1881303
RS _{it}	65	14,2	1,266763	12,6	15,9
RL _{it}	65	92,68	4,617535	87,1	98,7

Source : Auteur sous l'assistance de Stata

L'ensemble des banques commerciales maliennes de notre échantillon ont des taux de solvabilité et de liquidité (14,2% et 92,68%) supérieur à la norme. Donc, pas de variabilité entre les banques, raison pour laquelle ces variables ne seront pas prises en compte dans la régression.

Tableau N°7 : Statistique de type de propriété, des normes de solvabilité et de liquidité

Variables	Par banque		Par année d'observation
	Fréquence	%	%
Etrangère	11	84,62	100,00
Locale	2	15,38	100,00
RS _{it} < 8%	0	00,00	00,00
RS _{it} ≥ 8%	13	100,00	100,00
RL _{it} < 75%	0	00,00	00,00
RL _{it} ≥ 75%	13	100,00	100,00

Source : Auteur sous l'assistance de Stata

L'ensemble des banques commerciales maliennes de notre échantillon ont respecté les normes (8% et 75%) de solvabilité et de liquidité (100%). Donc pas de variabilité entre les banques, raison pour laquelle ces deux variables ne seront pas prises en compte dans la régression.

Tableau N°8 : Statistique des variables de politiques économiques

Variables	Observations	Moyenne	Ecart-type	Minimum	Maximum
Infit	65	- 0 ,02	1,781695	-3	1,9
Gy _{it}	65	3,9	2,605463	-1,2	5,9
Gm _{it}	65	12,08	6,026976	4,3	22,2
TIL _{it}	65	4,10874	0,4831236	3,5	4,5

Source : Auteur sous l'assistance de Stata

Le taux d'intérêt légal n'a presque pas varié pendant la période d'étude, raison pour laquelle cette variable ne sera pas prise en compte dans la régression.

3.2. Résultats des analyses

L'efficacité technique des banques commerciales maliennes par l'approche (DEA) se fait en deux (2) étapes qui sont un test d'iso-tonicité et l'exécution du modèle DEA avec orientation input, sous hypothèses de rendements d'échelle variables.

3.2.1. Les scores moyens de chaque banque pendant la période d'étude

Tableau N°9 : Scores moyens d'efficacité technique et d'échelle

Banques	TE(CRS)	TE(VRS)	SE	Classement (CRS)	Classement (VRS)
BDM	0,825	1	0,825	4	1
BIM	0,8602	0,9412	0,9046	1	4
BNDA	0,5816	0,6814	0,8872	12	11
BCS	0,6234	0,9526	0,6508	10	3
BOA-MALI	0,5968	0,7112	0,845	11	10
ECOBANK	0,8504	0,8858	0,9512	3	7
BICIM	0,7798	1	0,7798	5	1
BMS	0,7586	0,8996	0,8462	6	6
BSIC	0,6692	0,9306	0,7322	8	5
OraBANK-MALI	0,4284	0,8754	0,4704	13	8
BAM	0,7112	0,7834	0,9016	7	9
BCI	0,6594	0,9706	0,6886	9	2
Coris-BANK	0,8572	1	0,8572	2	1
Total	0,7078	0,8948	0,7954		

Source : Auteur sous l'assistance de DEAP.2.1 et de Stata

Les banques BDM ; BICIM et Coris-BANK sont les plus efficaces de notre échantillon avec un score d'efficacité moyenne de 100%, et les moins efficaces sont la BNDA avec un score d'efficacité moyenne fixé à 68,14% précédée par la BOA-MALI (71,12%) et de la BAM (78,34) sous l'hypothèse de rendement variables (VRS).

- 70,78% pour TE(CRS), au total les banques peuvent réduire tous leurs inputs de **29,22%** (100-70,78) tout en créant les mêmes valeurs d'outputs.
- 89,48% pour TE(VRS), une gestion améliorée des banques permet de réduire la consommation d'inputs de **10,52 %** (100-89,48) tout en conservant le même niveau d'outputs.

- 79,54% pour efficience d'échelle (scale efficiency), en ajustant leurs tailles, les banques peuvent réduire leurs inputs de **20,46%** (100-79,54%), tout en transformant les mêmes valeurs d'outputs.

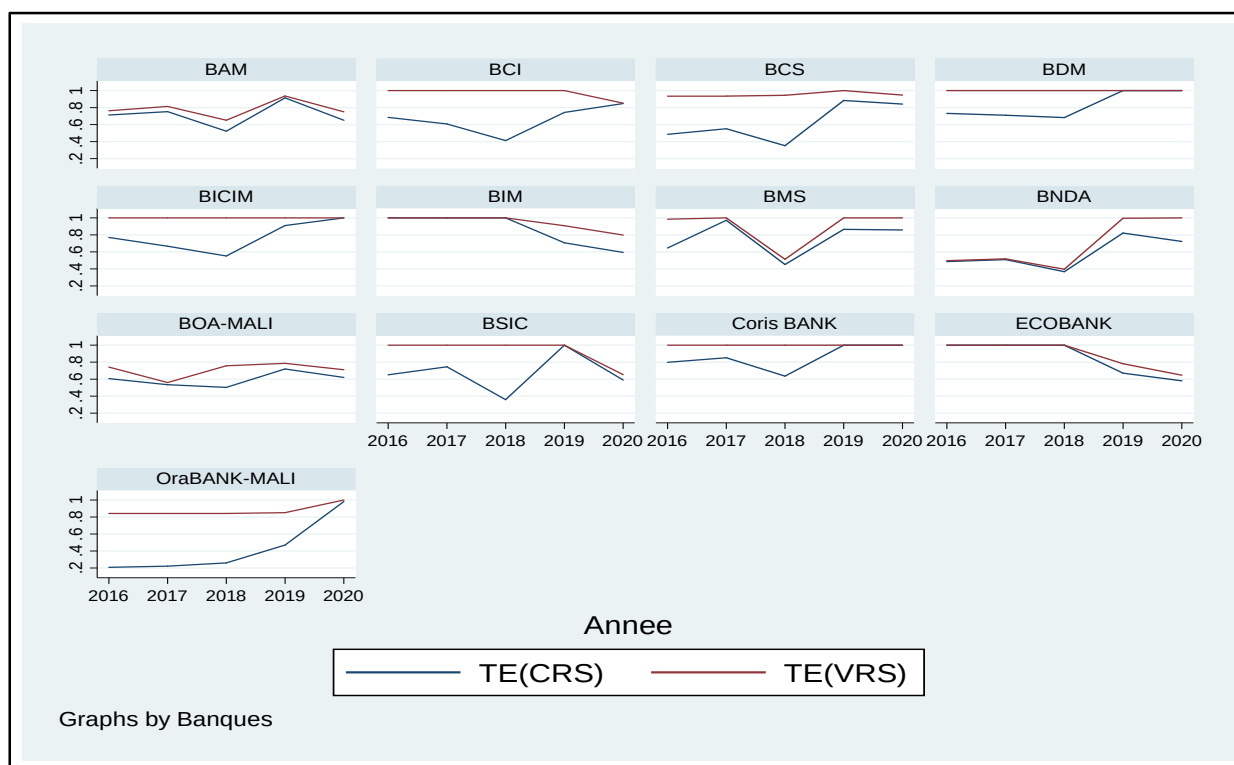
Sous l'hypothèse de rendement d'échelle constant (CRS), il convient de noter qu'aucune banque n'a obtenu un score égal à 1. Cela indique que ces banques ont une inefficience qui est due à une taille non optimale. Par conséquent, nous pouvons retenir que les banques maliennes ont un problème de taille. En laissant cette hypothèse pour passer au modèle de rendement d'échelle variable (VRS), les banques les plus efficaces « Best Practice » sont **BDM, BICIM et Coris-BANK**. Car elles ont eu un score égal à 1. Cela indique qu'à part ces banques, les autres ont une inefficience qui est due non seulement à une taille non optimale mais aussi à un problème de gestion. Ainsi les banques maliennes évoluent en moyenne, soit dans une situation de rendement d'échelles croissant (Increasing Returns to Scale « IRS »), soit dans une situation de rendement d'échelles décroissant (Decreasing Returns to Scale « DRS »).

En moyenne, le score d'efficience technique sous VRS de DEA est de 89,48%. Ce score est inférieur à celui trouvé par NANSCHA MONGA (2021) pour les banques congolaises avec un score de 91,044%. Mais supérieurs à ceux trouvés pour les banques de l'UEMOA par Sandrine KABLAN en 2007 (85%) et pour les banques de la CEMAC par Ngwa et Kodzo en 2007 (inférieur à 40%).

Ce résultat ne confirme pas l'hypothèse 1 selon laquelle les banques commerciales maliennes sont efficaces. Car les banques commerciales maliennes ont des marges d'amélioration de 10,52%. Cela pourrait s'expliquer par l'impact négatif des tailles des actifs et la mauvaise affectation des ressources.

3.2.2. L'évolution des scores d'efficacité technique (CRS & VRS) de 2016 à 2020

Figure 1: Evolution des scores d'efficacité technique (CRS & VRS) de 2016 à 2020



Source : Auteur sous l'assistance de Stata

La figure 1 présente l'évolution des scores d'efficacité technique pour les banques échantillonnées sous hypothèse de rendements d'échelle constants (CRS) et variables (VRS). Les résultats montrent que tous les scores se situent entre 0 et 1.

Entre 2016 et 2020, la BAM n'a pas pu être parmi les banques les plus efficaces de l'échantillon (sous les deux hypothèses) et son score d'efficacité (θ) n'a pu être inférieur à 50%. Elle a évolué dans une situation de rendement d'échelle croissant (IRS) de 2016 à 2018 et décroissant (DRS) de 2019 à 2020.

La BCI a été l'une des rares des banques les plus efficaces sous l'hypothèse de rendement d'échelle variable ($\theta_{VRS} = 1$) pendant toute la période d'étude sauf en 2020. Mais elle n'a pas réussi à devenir efficace sous l'hypothèse de rendement d'échelle variable (CRS). Elle a évolué dans une situation de rendement d'échelle croissant (IRS) pendant toute la durée d'étude. La BCS est classée non performantes de l'échantillon (sous les deux hypothèses) pendant toute la période. Sauf en 2019 où elle a réussi à être performante sous l'hypothèse de rendement d'échelle variable. Elle a évolué dans une situation de rendement d'échelle croissant (IRS) pendant toute la durée d'étude.

La BDM a été l'une des rares des banques les plus efficaces sous l'hypothèse de rendement d'échelle variable ($\theta_{VRS} = 1$) pendant la période de l'étude. Mais de 2019 à 2020 elle a réussi à être parmi les banques les plus efficaces sous l'hypothèse de rendement d'échelle constant ($\theta_{CRS} = 1$) période dans laquelle elle a évolué dans une situation de rendement d'échelle constant (-) alors qu'elle évoluait dans une situation de rendement décroissant (DRS).

La BICIM a été l'une des rares des banques les mieux performantes sous l'hypothèse de rendement d'échelle variable ($\theta_{VRS} = 1$) pendant la période d'étude. Cependant en 2020, elle a réussi à être incluse dans les banques les plus efficaces sous l'hypothèse de rendement d'échelle constant ($\theta_{CRS} = 1$) période dans laquelle elle a évolué dans une situation de rendement d'échelle constant (-) alors qu'elle évoluait dans une situation de rendement croissant (IRS).

De 2016 à 2018, la BIM est classée les banques les mieux performantes ($\theta = 1$) de l'échantillon (sous les deux hypothèses). Elle évoluait dans une situation de rendement constant (-). Depuis, cette banque n'est plus considérée comme une « Best Practice ». Pendant les années (2019 et 2020) elle était dans une situation de rendement décroissant (DRS).

La BMS a été l'une des rares des banques la plus performante en 2017 sous l'hypothèse de rendement d'échelle variable. Puis en 2018, sa note d'efficacité VRS a chuté. Après elle est redevenue efficace. Cependant, sous l'hypothèse de rendement d'échelle constante, elle n'a pas réussi à être incluse dans les banques les mieux efficaces. Elle a évolué dans une situation de rendement d'échelle décroissant (DRS) sur toute la durée.

La BNDA n'a pas été incluse dans les banques les plus efficaces de l'échantillon (sous les deux hypothèses) sauf en 2020 où elle a réussi à être incluse dans les banques les mieux efficaces sous l'hypothèse de rendement d'échelle variable. Elle a évolué dans une situation de rendement d'échelle croissant (IRS) de 2016 à 2018 et décroissant (DRS) de 2019 à 2020.

La BOA-MALI n'a pas été incluse dans les banques les plus efficaces de l'échantillon (sous les deux hypothèses) et son score d'efficacité (θ) n'a pu être inférieur à 50%. Elle a évolué dans une situation de rendement d'échelle décroissant (DRS) pendant la période d'étude.

La BSIC est l'une des banques les plus performantes sous l'hypothèse de rendement d'échelle variable ($\theta_{VRS} = 1$) sauf en 2020. Cependant 2019, elle a réussi à être incluse dans les banques les mieux efficaces sous l'hypothèse de rendement d'échelle constant ($\theta_{CRS} = 1$) période dans laquelle elle a évolué dans une situation de rendement d'échelle constant (-) alors qu'elle évoluait dans une situation de rendement croissant (IRS).

Selon l'hypothèse de rendement d'échelle variable, la Coris-BANK est l'une des banques les mieux efficaces ($\theta_{vrs} = 1$) pendant toute la durée d'étude. Mais pendant 2019 et 2020 elle a réussi à être incluse dans les banques les mieux efficaces sous l'hypothèse de rendement d'échelle constant ($\theta_{crs} = 1$) période dans laquelle elle a évolué dans une situation de rendement d'échelle constant (-) alors qu'elle évoluait dans une situation de rendement croissant (IRS).

Entre 2016 et 2018, l'ECOBANK est classée parmi les banques les mieux performantes de l'échantillon (sous les deux hypothèses). Des rendements d'échelle constante (-) ont été enregistrés. Après cette période elle n'a pu réussir à figurer dans les banques les mieux efficaces sous les deux hypothèses. Alors elle a évolué dans une situation de rendement d'échelle décroissants (DRS).

OraBANK-MALI n'a pas réussi à être l'une des banques les mieux performantes de l'échantillon (sous les deux hypothèses) sauf en 2020 sous l'hypothèse de rendement d'échelle variable. De 2016 à 2019 son score d'efficacité variable était au-dessous de 50% et au-dessus de 50% en 2020, alors que score d'efficacité constant n'a pu être au-dessous de 50%. Elle a évolué dans une situation de rendement d'échelle croissant (IRS) pendant toute la durée d'étude.

3.2.3. Ajustement de l'efficacité aux conditions de l'environnement

Après avoir calculé les scores de l'efficacité technique sous l'hypothèse de rendement d'échelle constant (TECRS) et de rendement d'échelle variable (TEVRS). Dans la seconde partie, nous allons utiliser la méthode des Moindres Carrés Ordinaires, pour étudier chacun des deux scores d'efficacité par un ensemble de variables qui peuvent affecter l'efficacité des banques.

Pour l'estimation du modèle, la méthode de Moindres Carrés Généralisés est utilisée pour la régression de l'efficacité technique (CRS) afin de corriger la non-autocorrélation des erreurs. La méthode Moindres Carrés Ordinaires est utilisée pour l'efficacité technique (VRS).

Tableau N°10 : Régression de Moindres Carrés Généralisés de caractéristiques de l'efficiance technique (CRS)

TECRS	Coefficients	Ecart-type des Coefficients	Statistique	P-value	VIF
ROA_{it}	3,96535	4,346124	0,91	0,367	4,20
ROE_{it}	-0,241825	0,3159792	-0,77	0,448	3,80
DA_{it}	-0,1454617	0,1640128	-0,89	0,380	1,99
CA_{it}	-0,276397	0,2020577	-1,37	0,179	3,83
CPA_{it}	-1,672571**	0,6514383	-2,57	0,014	2,73
$lnTA_{it}$	0,0390982	0,0645044	-0,61	0,548	9,05
TCA_{it}	-0,0129512	0,0134457	-0,96	0,341	5,11
TP_{it}	0,1659057*	0,0943902	1,76	0,086	6,40
NA_{it}	0,000823	0,001282	0,64	0,524	3,05
RL_{it}	-0,0066806	0,0060395	-1,11	0,275	4,63
lnf_{it}	-0,0660953***	0,0156376	-4,23	0,000	4,08
$g_{y_{it}}$	-0,0657164***	0,0163534	-4,02	0,000	5,05
$g_{m_{it}}$	-0,0175931***	0,0056706	-3,10	0,003	4,57
$CSEP_{it}$	0,2279418**	0,0922908	2,47	0,018	1,75
Constante	2,625942**	1,08577	2,42	0,020	

Source : Auteur sous l'assistance de Stata 15

NB : * ; ** et *** désignent chacune la significativité statistique a la marge de 10% ; 5% et 1%.

Tableau N°11 : Régression de Moindres Carrés Ordinaires de caractéristiques de l'efficacité technique (VRS)

TEVRS	Coefficients	Ecart-type des Coefficients	Statistique	P-value	VIF
ROA_{it}	0,3206818	3,508616	0,09	0,928	7,81
ROE_{it}	0,2721994	0,3104604	0,88	0,385	6,80
DA_{it}	-0,0191238	0,180264	-0,11	0,916	1,65
CA_{it}	-0,2189624	0,2151181	-1,02	0,314	2,39
CPA_{it}	-1,06908*	0,5730227	-1,87	0,068	1,55
$lnTA_{it}$	-0,2049866***	0,0577605	-3,55	0,001	6,19
TCA_{it}	-0,0196752*	0,0110293	-1,78	0,081	1,73
TP_{it}	0,3021542***	0,0792876	3,81	0,000	2,86
NA_{it}	0,0019855*	0,0010324	1,92	0,060	2,40
RL_{it}	0,00417	0,0058588	0,71	0,480	2,52
lnf_{it}	-0,0131886	0,0135826	-0,97	0,336	2,02
$g_{y_{it}}$	-0,0106281	0,013911	-0,76	0,448	4,53
$g_{m_{it}}$	-0,0062949	0,0059618	-1,06	0,296	4,45
$CSEP_{it}$	0,1903921	0,1215835	-1,57	0,124	1,46
Constante	3,352294***	0,9100352	3,68	0,001	

Source : Auteur sous l'assistance de Stata 15

NB : * ; ** et *** désignent chacune la significativité statistique à la marge de 10% ; 5% et 1%.

❖ Les variables organisationnelles

Le total actif (en logarithme ($lnTA_{it}$)) a une influence négative et significative sur le degré de l'efficacité des banques de notre échantillon (sous VRS). Ainsi, la taille de la banque « $ln(TA)$ » affecte d'une manière négative le degré de l'efficacité, plus la taille augmente, plus le degré de l'efficacité diminue. Cela pourrait s'expliquer lorsque les banques maliennes deviennent plus importantes en termes de taille, au lieu d'exploiter des économies d'échelle, dont elles disposent, elles se livrent dans des pratiques managériales bureaucratiques.

Le total actif est le résultat d'une politique managériale efficace. Donc, il faut mettre en place un dispositif qui s'adapte à la taille de l'organisation c'est-à-dire il faut un organigramme adapté.

Les banques maliennes n'ont pas les mêmes organigrammes. Par exemple la BDM a adopté un système de filiale en créant un groupe bancaire ou chaque filiale est dirigée par un Directeur

Général (DG). Alors que la BNDA a adapté un système d'agence en créant des groupes d'agence qui sont gérés par des managers superviseurs.

Ce résultat pourrait aussi expliquer que les banques maliennes n'ont pas la capacité managériale nécessaire pour gérer un total actif important c'est-à-dire qu'elles ne mettent pas en place un organigramme adapté à leurs tailles. Plus la taille augmente, plus le risque de gaspillage des ressources augmentent. Si elle n'est pas accompagnée par un organigramme adapté. Ce résultat est similaire à celui de Zagha, Abdessalem et Boujelben Younes (2007) pour les Banques Tunisiennes² et de Benzai (2016) pour les banques algériennes.

La taille du conseil d'administration (TCA_{it}) affecte négativement l'efficacité des banques (sous VRS). Cela pourrait s'expliquer par un conseil d'administration trop large qui peut compromettre l'efficacité opérationnelle en rendant plus difficile la décision, en entravant la gestion des risques, en augmentant les coûts et en affaiblissant la gouvernance. Ce résultat correspond au signe attendu.

La part des cadres supérieurs dans l'effectif du personnel³ ($CSEP_{it}$) a un impact positif et statistiquement significatif sur l'efficacité des banques échantillonnées (sous CRS). Mieux est la qualité des personnels employés par la banque, plus elle arrive à maîtriser son utilisation des inputs et maximise par conséquent son niveau d'output. Un taux d'encadrement important entraîne ainsi une augmentation de la productivité des agents et une capacité managériale importante. Ce résultat est similaire à celui de Zaghlal Abdessalem et Bougelbene Younes (2007) pour les banques Tunisiennes et correspond au signe attendu.

Le nombre d'agence (NA_{it}) a un impact positif sur l'efficacité des banques maliennes (sous VRS). Cela peut expliquer que l'expansion du nombre d'agences entraîne une meilleure organisation délocalisée et une augmentation du nombre de clients. Cela correspond au signe attendu. Ce résultat est similaire à celui de NANSHA MONGA Kevin (2021) pour les banques congolaises.

² En effet, Aly et al (1990), Berger et al (1993) ont trouvé une relation positive entre la taille et l'efficacité des grandes banques américaines, et Isik et al (2005) pour les banques en Jordanie. D'autre part, Hermalin et Wallace (1994), Kaparakis et al. (1994), De Young et Nolle (1996), Isik et Hassan (2002a) ont trouvé une relation négative. Cependant, d'autres études n'ont pas trouvé aucun rapport significatif entre la taille et le niveau d'efficacité, par exemple les travaux de Aly et al. (1992), Cebenoyan et al. (1993), Mester (1993), Pi et Timme (1993), Mester (1996), Berger et Hannan (1995), Berger et Mester (1997), et Chang et al. (1998).

³ Contrairement à des nombreuses études nous n'avons pas retenu l'effectif féminin faute de donnée.

Le type de propriété (TPit) a un impact positif et statistiquement significatif sur le degré de l'efficacité des banques commerciales maliennes (sous CRS et VRS). Ce qui signifie que les banques à capital locaux sont en moyennes relativement plus efficaces que celles des banques à capital étrangers. Cela pourrait s'expliquer que les banques locales bénéficient des économies d'échelle, ce qui leur permet de réduire leurs coûts opérationnels. Ce résultat est similaire à celui de NANSHA MONGA Kevin (2021) pour les banques congolaises ; de Zaghla Abdessalem et Bougelbene Younes (2007) pour les banques Tunisiennes ; Moussa DIOP, Mamadou Moustapha KA (2020) pour les banques de l'UEMOA et correspond au signe attendu.

Ces résultats confirment l'hypothèse 2 selon laquelle les facteurs organisationnels ($\ln TA_{it}$; TCA_{it} ; $CSEP_{it}$; NA_{it} et TP_{it}) définies le niveau d'efficacité des banques commerciales maliennes.

❖ La variable de contrainte réglementaire

La proportion des capitaux propres sur le total actif (CPA_{it}) a un impact néfaste et statistiquement significatif sur l'efficacité des banques commerciales maliennes (sous CRS et VRS). Cette source d'inefficacité pourrait expliquer que les banques utilisent une proportion plus importante de leurs fonds propres pour financer ses actifs. Cela peut diminuer leurs capacités à exploiter leurs ressources de manière optimale afin de générer des rendements plus élevés. Et cela peut également engendrer une augmentation du coût du capital, car les investisseurs et les actionnaires peuvent espérer des rendements plus élevés en raison de l'utilisation élevée des fonds propres, ce qui diminue la rentabilité des banques et leur efficacité opérationnelle.

Ce résultat est similaire à celui de Zaghla Abdessalem et Bougelbene Younes (2007) pour les banques Tunisiennes. Cette variable n'a pas été significative pour les banques de l'UEMOA dans l'étude de KABLAN en 2007. Ce résultat confirme l'hypothèse 2 selon laquelle les restrictions financières réglementaires (la proportion des capitaux propres sur actif) définissent le niveau d'efficacité des banques commerciales maliennes.

❖ Les variables de politique économique

Le taux d'inflation a un impact néfaste sur l'efficacité technique (CRS) des banques commerciales maliennes (Tableau 10). Cela pourrait être justifié par l'augmentation du taux de croissance de la masse monétaire qui mène à une inflation de (-0,2% en 2016 à 0,5% en 2020). Le crédit devient cher pendant ce temps, car les banques centrales augmentent les taux d'intérêt

sur les prêts qu'elles consentent aux banques commerciales. Celles-ci répercutent ensuite ces taux d'intérêt accrus sur leurs clients.

Le taux de croissance du PIB influence négativement et significativement sur l'efficacité technique (CRS) des banques commerciales maliennes (Tableau 10). Cela pourrait s'expliquer par la diminution du taux de croissance du PIB de 5,9% de 2016 à -1,2% de 2020. Car une diminution du taux de croissance du PIB peut compromettre la rentabilité et l'efficacité des banques commerciales en réduisant la demande de prêts et en augmentant les risques de crédit. Le taux de croissance de la masse monétaire a un impact néfaste sur le rendement des banques commerciales au Mali. Cela pourrait s'expliquer par une hausse du taux de croissance de la masse monétaire de 10,7% de 2016 à 22,2% de 2020. Car l'augmentation de ce taux peut accroître le risque d'inflation et de bulles financières. Ce qui pourrait potentiellement nuire à la stabilité financière et la santé des banques.

Ces résultats sont contraires aux résultats trouvés par NANSHA MONGA Kevin (2021) pour les banques congolaises et par Sadrine KABLAN (2007) pour les banques de l'UEMOA. Ils ne correspondent pas aux signes entendus (tableau 2), cela s'explique que les politiques économiques retenues ont variées défavorablement (l'augmentation des taux d'inflation et de croissance de la masse monétaire et la diminution du taux de croissance du PIB). Ils confirment l'hypothèse 3 selon laquelle l'amélioration des politiques économiques (Inf_{it} ; gy_{it} ; gm_{it}) améliore positivement (favorablement) l'efficacité des banques commerciales du Mali.

Conclusion

Cette étude vise à déterminer l'efficacité des banques commerciales au Mali. La méthode DEA a été utilisée pour estimer les scores d'efficacité technique. La régression linéaire a été utilisée pour identifier les éléments déterminants de ladite efficacité. Les principaux résultats montrent qu'en moyenne, le score d'efficacité technique des banques maliennes est de 89,48%. Ce qui veut dire qu'avec les mêmes ressources et les mêmes outputs offerts, les banques pourraient augmenter leur niveau d'efficacité de 10,52%. Le résultat montre que les banques maliennes n'ont pas la capacité managériale nécessaire pour gérer un total actif important c'est-à-dire qu'elles ne mettent pas en place un organigramme adapté à leurs tailles. Donc elles doivent mettre en place un organigramme adapté à leurs tailles. Favoriser une croissance qualitative et maîtrisée, et décentraliser les opérations pour préserver agilité et proximité.

En ce qui concerne les politiques structurelles, les banques maliennes doivent prendre des mesures suivantes : Optimiser dynamiquement la structure du capital pour éviter la sous-utilisation des fonds propres ; diminuer la taille du conseil d'administration et renforcer la

productivité de ses travaux ; Attirer, accroître et fidéliser les talents stratégiques et renforcer le leadership managérial ; développer un réseau d'agences intelligent, diversifié et rentable et respecter des normes prudentielles. Elles sont indispensables pour l'amélioration de l'efficacité des banques commerciales.

Du point de vue monétaire, le taux de croissance de la masse monétaire doit être contrôlé car son augmentation peut accroître le risque d'inflation et de bulles financières. Ce qui pourrait potentiellement nuire à l'équilibre financière et à la santé des banques.

Ainsi, les banques maliennes sont appelées à renforcer leurs fonds propres pour leurs solidités qui est nécessaire pour amortir les chocs. Pour améliorer le secteur bancaire malien, l'Etat et les banques dont la banque centrale devraient envisagées plusieurs solutions comme le renforcement de l'inclusion financière et la sensibilisation à l'éducation financière.

Les résultats issus de cette étude sont en relation avec la taille du panel. Le nombre d'années n'étant pas grand, limité à 5 ans, il serait intéressant de prendre en considération la fusion de la BHM et de la BMS, de prendre en compte l'UBA dans l'étude et d'augmenter le nombre d'années. Car nous n'avons eu accès à ses données.

Les études à venir pourraient s'intéresser à l'efficacité-coût (Diop & Ka ,2020) ou inclure d'autres variables d'efficacité bancaire comme la part du marché (Florian, 2012), les risques bancaires (Abdelkhalek & Solhi, 2009), et bien d'autres facteurs qui sont également intéressants.

BIBLIOGRAPHIE

Article de revue

- [1]. Abdelkhalek, T., & Solhi, S, (2009), Efficacité et Productivité des Banques Commerciales Marocaines : Approche non Paramétrique, Working Paper Series (466), 35.
- [2]. Battese, G, E., & Coelli, T, J, (1995), A model for technical inefficiency effects in a stochastic frontier production function for panel data, Empirical Economics, 20(2), 325-332.
- [3]. Boujelbene, Y., & Zaghla, A, (2007), Les Facteurs Explicatifs d'Efficacité-X Dans Les Banques Tunisiennes : Une Approche De Frontière Stochastique, Unité de Recherche en Economie Appliquée, 1-24 ou MPRA Paper No. 12437.
- [4]. Coelli, T, J, & Prasada Rao, D, S, (2005), Total factor productivity growth in agriculture: à Malmquist index analysis of 93 countries, 1980-2000, Agricultural Economics, 32(s1), 115-134.
- [5]. Cooper, Charnes, A, and E, Rhodes (1978), Measuring the efficiency of decision-making units, Eur, J, of Oper, (Res, 2) : 429-444, 1978.

- [6]. Du, K., Worthington, A., & Zelenyuk, V, (2015), The dynamic relationship between bank asset diversification and efficiency: Evidence from the Chinese banking sector, Working Paper Series, 1-25.
- [7]. Hoff, A, (2007), Second stage DEA: Comparison of approaches for modelling the DEA score, European Journal of Operational Research, 181(1), 425-435.
- [8]. Moussa DIOP, Mamadou Moustapha KA (2020), Assessment of the Allocative Efficiency of the WAEMU Banking Sector: An Application by the Method Stochastic Frontier Approach (SFA), IOSR Journal of Economics and Finance (IOSR-JEF) e-ISSN: 2321-5933, p-ISSN: 2321-5925, Volume 11, Issue 1 Ser, I (Jan – Feb 2020), PP 36-45.
- [9]. McDonald, J, (2009), Using least squares and tobit in second stage DEA efficiency analyses, European Journal of Operational Research, 197(2), 792-798.
- [10]. Muayila, H., & Mujinga, A, (2018), Technical Efficiency of Cassava's Producers in the Hinterland of Kinshasa, Democratic Republic of Congo, Revue Congolaise d'Economie et de Gestion, 1- 16.
- [11]. Pagano, M, 1993, « Financial Market and Growth: An Overview », European Economic Review, Vol. 37, PP.613-622.
- [12]. Pastor, J, M, (2002), Credit risk and efficiency in the European banking system: A three-stage analysis, Applied Financial Economics, 12(12), 895-911.
- [13]. Yilmaz, B., & Yurdusev, M, (2011), Use of Data Envelopment Analysis as a multi criteria Decision tool - A case of Irrigation Management, Mathematical and Computational Applications, 669-679.
- [14]. Yong-Bae, J., & Choonjoo, L, (2010), Data Envelopment Analysis in Stata, The Stata Journal, 1-13.

Ouvrages

- [15]. Levine, R, 2005, “Finance and Growth Theory and Evidence” in P. Aghion et S. Durlauf (Eds.), Handbook of Economic Growth, The Netherlands: Elsevier Science, 2005.
- [16]. Koopmans, T.C (1957) An analysis of production as an efficient combination of activities. In activity analysis of production and allocation. Cowles commission Mono graph No.13, Wiley, New-York.

Rapports

- [17]. Association Professionnelle des Banques et Etablissements Financiers (APBEF) : proposition CANEVAS de 2016-2020.

- [18]. Coelli, T. (1996). A guide to Deap version 2.1: A data envelopment analysis, computer program. CEPA Working paper 1996(8).
- [19]. Commission Bancaire de l'UMOA : rapport annuel de 2016-2020.
- [20]. Sandrine Kablan (2007), Rapport-Mesure de la Performance des Banques dans les Pays en Développement Le Cas de l'Union Economique et Monétaire Ouest Africaine (UEMOA), Paris X University, France.

Thèses ou mémoires

- [21]. Bekkar, M, (2006), Etude comparative d'un réseau bancaire, modélisation de la consommation des ressources par la regression PLS et application du benchmarking interne par la technique Data Envelopment Analysis, Alger : Institut National de la Planification et de la Statistique.
- [22]. Benzai, Y, (2016), Mesure de l'Efficienne des Banques Commerciales Algériennes par les Méthodes Paramétriques et Non Paramétriques. Thèse de doctorat : Sciences économiques. Chetouane : Abu Bekr Belkaid.
- [23]. Nansha Monga Kevin, (2021), Analyse de l'efficience des banques commerciales en RDC : Approches DEA et SFA, Congo : Université Protestante au Congo.
- [24]. Ngwa, E., & Kodzo, H, (2007), Efficience des banques dans la CEMAC : Approche Data Envelopment Analysis. L'Institut Sous Régional de la Statistique et d'Economie Appliquée (ISSEA) avec la Banque des États d'Afrique Centrale (BEAC).