

# UN INDICE AGRÉGÉ D'INCLUSION FINANCIÈRE BASE SUR L'ANALYSE PAR ENVELOPPEMENT DE DONNÉES (DEA) EN CONTEXTE UEMOA

**CESAG**  
**WORKING PAPERS**

CENTRE AFRICAÏN D'ÉTUDES SUPÉRIEURES EN GESTION

A Data Envelopment Analysis (DEA)-Based Composite Index of Financial Inclusion in the WAEMU Context

**Alassane Ouattara, Pawoumodom M. Takouda, Mohamed Dia**

Email : [alassane.ouattara@cesag.edu.sn](mailto:alassane.ouattara@cesag.edu.sn) - CESAG, Sénégal.

Email : [mtakouda@laurentian.ca](mailto:mtakouda@laurentian.ca) - Université Laurentienne, Sudbury, ON P3E 2C6, Canada, Research Group in Operations, Analytics and Decision Sciences, Département de finance et d'opérations.

Email : [mdia@laurentian.ca](mailto:mdia@laurentian.ca) - Université Laurentienne, Sudbury, ON P3E 2C6, Canada, Research Group in Operations, Analytics and Decision Sciences, Département de finance et d'opérations.

## RÉSUMÉ

L'inclusion financière est une préoccupation majeure de nombreux pays et diverses organisations tant au niveau mondial qu'au niveau de l'Union Economique et Monétaire Ouest-Africaine (UEMOA). Malgré cela, il existe très peu de méthodologies permettant non seulement de déterminer une mesure complète des niveaux d'inclusion financière dans un pays donné, mais aussi d'ajuster les politiques d'inclusion mises en œuvre. Nous proposons un nouvel indice composite, basé sur l'analyse par enveloppement de données (AED), qui permet d'effectuer cette évaluation et de déterminer les meilleures pratiques d'inclusion au moyen d'un étalonnage (benchmark). L'approche est illustrée dans le contexte de l'Union Economique et Monétaire Ouest-Africaine (UEMOA) pour la période 2010-2017. Elle indique que sur la période d'étude, le Bénin, la Côte d'Ivoire, le Sénégal et le Togo avaient les meilleures pratiques d'inclusion financières. Pour chacun des quatre autres pays de l'Union, nous identifions leurs pays-références, dont ils peuvent s'inspirer pour ajuster leurs politiques.

**Mots clés :** Niveaux d'inclusion financière, Analyse par enveloppement de données, UEMOA

## ABSTRACT

Financial inclusion is a major concern of several countries and organizations, both globally and at the level of the West African Economic and Monetary Unions (WAEMU). Yet, there exists few methodologies in the literature that can be used to not only determine a composite measure of the level of financial inclusion of a country, but also adjust the implemented inclusion policies. We propose a new comprehensive index, based on Data Envelopment Analysis, which allows an evaluation of the levels of inclusion, as well as a benchmarking analysis to identify countries who have the best practices. The approach is illustrated on the WAEMU countries for the period 2010–2017. We observe that over our study period, Benin, Ivory Coast, Senegal, and Togo had the best practices in terms of financial inclusion. For the remaining four countries of the Union, we identify their reference-countries, which they can inspire from to adjust their financial inclusion policies.

**Key words :** Levels of financial inclusion, data envelopment analysis, WAEMU

**Date de réception :** oct. 2020

Avertissement : Les points de vue exprimés dans cet article sont ceux des auteurs et ne doivent pas être attribués au CESAG. Ce document est une pré-publication. (document de travail). Il est publié dans un but de dissémination. Les droits d'auteurs sont détenus par les auteurs..

Warning : The views expressed by the authors reflect the authors views and can not be attributed to CESAG. This working paper has not been formally peer-reviewed. Copyrights are held by the author

## 1. INTRODUCTION

Pour les pays membres de l'Union Economique et Monétaire Ouest-Africaine (UEMOA), comme pour tous les pays d'Afrique en général, l'inclusion financière est un défi majeur, étant donné que les systèmes bancaires en Afrique sont réputés moins inclusifs qu'ailleurs (ZINS et WEILL, 2016). Le concept d'inclusion financière est un concept multidimensionnel souvent défini au travers de quatre prismes : l'accès, la qualité, l'utilisation, et le bien-être (AFI, 2010). L'accès reflète la capacité des agents à utiliser les services et produits financiers offerts par les institutions formelles. La dimension qualité réfère au fait que l'offre de services et produits financiers doit être pertinente. Quant à l'usage ou utilisation, elle recouvre des attributs des services et produits financiers offerts tels que la régularité, la fréquence et la durée d'utilisation. En effet, l'offre de services et produits doit s'adapter et répondre aux besoins des utilisateurs (consommateurs). Enfin, la quatrième dimension de l'inclusion financière est sa capacité à impacter qualitativement le bien-être des ménages et des entreprises.

L'inclusion financière constitue une préoccupation importante pour de nombreux gouvernements et institutions. Elle doit permettre une amélioration de la productivité économique. La Banque Mondiale considère qu'il existe une corrélation entre l'inclusion financière et la stabilité financière, l'intégrité financière, les conditions de marché et la capacité financière des utilisateurs des services et produits financiers (AHAMED et MALLICK, 2019 ; ANARFO et al., 2020 ; NEAIME et GAYSET, 2018). Elle appréhende l'inclusion financière sur le plan des stratégies qui doivent être définies et déployées à l'échelle nationale et régionale. L'Organisation des Nations Unies (ONU) conçoit l'inclusion financière dans une perspective d'économie de développement comme un outil de réduction, voire d'éradication de la pauvreté qui permet aux individus et aux entreprises de recourir et d'avoir effectivement accès à une gamme de services financiers offerts de manière responsable et à coût raisonnable, et ce dans un écosystème aussi bien régulé.

Malgré l'ampleur de ces préoccupations sur l'inclusion financière, et l'intérêt croissant des diverses parties prenantes, peu d'outils permettent d'évaluer de manière complète le degré d'inclusion financière des pays. La difficulté provient du fait que l'inclusion financière est typiquement mesurée au travers de ses dimensions, et chacune d'entre elles est évaluée via plusieurs indicateurs.

Les premières tentatives d'évaluation de l'inclusion financière ont consisté à utiliser un indicateur particulier considéré comme représentatif. DEMIRGUC-KUNT et KLAPPER (2012), et GUÉRINEAU et JACOLIN (2014) utilisèrent la proportion des adultes ayant un compte dans une institution formelle de la base de données Global Findex 2012 de la Banque Mondiale comme estimateur du niveau d'inclusion d'un pays. DEMIRGUC-KUNT et al. (2015, 2018) utilisent quant à eux la version améliorée de l'indicateur précédent dans les versions 2014 et 2017 de Global Findex, à savoir la proportion des adultes ayant un compte dans une institution formelle ou ayant utilisé un service de monnaie mobile au cours des douze mois précédents. L'utilisation d'un indicateur unique permet d'obtenir un aperçu du niveau d'inclusion d'un pays ou d'un système financier, mais l'utilisation

de fait d'une information incomplète limite la portée des analyses. Afin d'obtenir un portrait plus précis, il incombe de développer des mesures plus complètes tenant compte de toutes les dimensions de l'inclusion financière. Pour ce faire, ces indicateurs doivent être ajustés (mises à l'échelle) pour assurer leur comparabilité. Ensuite, leurs poids relatifs doivent être déterminés. L'indice est alors calculé en calculant les moyennes agrégées des indicateurs. Ces trois étapes peuvent être parfois effectuées concomitamment (NARDO et al., 2005).

Diverses approches méthodologiques permettent de construire ces mesures agrégées. Certaines approches, après la mise à l'échelle, déterminent les poids attribués aux indicateurs de manière exogène et subjective en fonction de l'importance de chaque indicateur, telle que perçue par l'analyste. Il en résulte beaucoup de variabilité dans les résultats obtenus, et surtout un manque de confiance dû à d'éventuels biais (NARDO et al., 2005). Ces défauts sont souvent corrigés en choisissant les poids a priori et de manière endogène en se basant sur la structure latente des données (NARDO et al., 2005). Dans le contexte de l'inclusion financière, deux approches méthodologiques de ce type ont été utilisées dans la littérature.

Les méthodologies multicritères d'aide à la décision peuvent être utilisées pour construire des mesures composites (NARDO et al., 2005). Il existe une large diversité de ces méthodologies. Le lecteur intéressé pourra se référer aux travaux de DOUMPOS et ZOPOUNIDIS (2014). Dans le contexte de l'inclusion financière, SARMA (2008) utilise une approche inspirée des méthodes de type TOPSIS (Technique of Order Preference Similarity to the Ideal Solution). L'indice composite est l'inverse normalisé de la distance euclidienne entre le pays considéré et le pays idéal, soit celui pour lequel tous les indicateurs dimensionnels obtiennent leurs valeurs maximales possibles. SARMA (2012) a ensuite amélioré l'approche, toujours inspirée par TOPSIS. Ici, l'indice est une moyenne arithmétique de deux distances : la distance euclidienne entre le pays considéré et le pays idéal d'une part et la distance euclidienne entre le pays considéré et le pays anti-idéal, celui pour lequel tous les indicateurs dimensionnels obtiennent leurs valeurs minimales possibles. Ces approches permettent essentiellement une classification suivant les niveaux d'inclusion.

L'autre approche présente dans la littérature pour construire des indicateurs composites d'inclusion financière utilise une méthodologie statistique : l'analyse en composantes principales (ACP) (AHAMED et MALLICK, 2019 ; ANARFO et al., 2020 ; CÁMARA et TUESTA, 2014). Cette approche peut se faire en une ou deux étapes. L'approche en une étape agrège tous les indicateurs considérés dans l'analyse (AHAMED et MALLICK, 2019 ; ANARFO et al., 2020), tandis que celle à deux étapes construit dans un premier temps des indices agrégés intermédiaires au niveau des dimensions, qui sont eux-mêmes agrégés dans un deuxième temps pour déterminer l'indice composite (CÁMARA et TUESTA, 2014). L'approche se caractérise aussi par le nombre de composantes principales utilisées dans l'analyse : toutes (CÁMARA et TUESTA, 2014) ou une partie (AHAMED et MALLICK, 2019 ;

ANARFO et al., 2020). Ici, les mesures des niveaux d'inclusion sont utilisées pour effectuer des classements de pays, ou encore analyser les déterminants ou les impacts de l'inclusion financière. Cependant, les approches basées sur l'ACP nécessitent que les indicateurs dimensionnels soient corrélés et surtout fournissent peu d'information au-delà des classements, qui pourraient par exemple être utiles pour modifier ou ajuster les politiques d'inclusion financière.

Ces informations utiles pour modifier les stratégies d'inclusion peuvent être obtenues si l'on utilise une approche alternative innovante, basée sur la recherche opérationnelle, pour construire des indices composites. L'idée est d'utiliser la méthode d'Analyse par Enveloppement de Données (DEA), encore appelée méthode DEA (Data Envelopment Analysis en anglais) (EMROUZNEJAD et YANG, 2018; NARDO et al., 2005). Introduite par CHARNES, COOPER et RHODES en 1978, l'DEA a été utilisé pour l'analyse de performance d'organisations publiques, d'entreprises privées, d'institutions financières, et des projets. L'application de l'analyse par enveloppement de données à la construction d'indices composites, encore appelée approche du bénéfice du doute, est présente dans la littérature dédiée à l'évaluation de la performance reliée à la macroéconomique (CHERCHYE, 2001; LOVELL et al., 1995;

MELYN et MOESEN, 1991), au marché du travail (STORRIE et BJUREK, 2000), à l'inclusion sociale (CHERCHYE et al., 2004), au développement humain (MAHLBERG et OBERSTEINER, 2001) et durable (CHERCHYE et KUOSMANEN, 2004).

La contribution principale de cet article est d'étendre l'approche du bénéfice du doute à la mesure du degré d'inclusion financière d'un pays. Pour ce faire, nous procédons à une étude de cas dans le contexte de l'UEMOA, où des indicateurs dimensionnels publiés par la BCEAO sont agrégés en une mesure composite de l'inclusion financière dans les huit pays de l'UEMOA en utilisant la méthode DEA. Cette mesure, appelée score agrégé (SA) d'inclusion financière, est comparée à l'indice synthétique d'inclusion financière (ISIF) de la BCEAO afin de valider l'approche. Nous effectuons ensuite un benchmarking afin d'illustrer la valeur ajoutée de la méthode DEA, comparée aux autres méthodes typiquement utilisées, en particulier l'analyse en composantes principales.

L'article est structuré comme suit. Dans la prochaine section, nous présentons la méthode DEA pour la construction d'un indice composite. La section présente notre cas d'étude, en l'occurrence l'UEMOA. Les résultats empiriques et les limites de cette étude sont présentés et discutés dans la section 4. Enfin, la section 5 conclut l'article.

## 2. LA MÉTHODE DE L'ANALYSE PAR ENVELOPPEMENT DE DONNÉES

Introduite par CHARNES et al. (1978), l'analyse par enveloppement de données, ou Data Envelopment Analysis (DEA), est une technique non paramétrique utilisée pour évaluer l'efficacité technique d'unités de prises de décision (UPD), ou decision-making units (DMU). Pour ce faire, les UPDs sont modélisés comme un système de production qui transforme des ressources (intrants, inputs) en biens et services ou prestations (extrants, outputs).

Les modèles d'DEA classiques permettent de calculer l'efficacité technique totale (modèle CCR), l'efficacité technique pure (modèle BCC) et l'efficacité d'échelle des UPDs. Ils ont permis l'analyse de performance et l'étalonnage (benchmarking) d'organisations publiques, d'entreprises privées, d'institutions financières, d'États, de produits financiers, de projets, etc. De nombreuses extensions et améliorations de ces modèles classiques, traitant de différents aspects théoriques et pratiques, et dont la plupart diffèrent au niveau des hypothèses formulées sur leurs paramètres d'économie d'échelle existent (YU et al., 1996). Un état de l'art récent est présenté dans EMROUZNEJAD et YANG (2018).

Le DEA procède en comparant les inputs et les outputs des UPDs par l'établissement de leur frontière d'efficacité et l'évaluation de leur efficacité relative. Une UPD est qualifiée d'efficace si aucune autre UPD ne peut produire

$$\text{Max } h_0 = \sum_{r=1}^t \mu_r y_{ir} \tag{4}$$

$$\sum_{r=1}^t \mu_r y_{jr} - \sum_{s=1}^m v_s x_{js} \leq 0, j = 1, \dots, n \tag{5}$$

$$\sum_{s=1}^m v_s x_{is} = 1 \tag{6}$$

$$\mu_r, v_s \geq \varepsilon \tag{7}$$

plus d'outputs en utilisant une quantité égale ou moindre d'inputs. Ou encore, si aucune autre UPD ne peut utiliser moins d'inputs pour produire une quantité équivalente ou supérieure d'outputs. L'UPD en question se situe alors sur la frontière d'efficacité (ou d'excellence). Sinon, elle est qualifiée d'inefficace.

Le DEA possède plusieurs avantages (BANKER et al., 1984, 1986; BOWLIN et al., 1985). La méthode DEA permet une certaine flexibilité dans le traitement des inputs et des outputs, ainsi que dans la conversion de multiples inputs et outputs en une mesure d'efficacité relative compréhensible. Par ailleurs, cette méthode identifie les UPDs efficaces et estime, pour celles qui ne le sont pas, les opportunités d'amélioration sans toutefois fixer, a priori, de relation entre les variables.

Le premier modèle DEA (CHARNES et al., 1978), et le plus utilisé jusque-là, mesure le ratio d'efficacité technique relative d'une UPD en divisant la somme pondérée de ses outputs sur la somme pondérée de ses inputs. Ce ratio ne doit toutefois pas dépasser l'unité pour toutes les UPDs à l'étude étant donné l'importance relative des inputs et des outputs pour chaque UPD. Il est formulé comme suit :

$$\text{Max } h_i = \frac{\sum_{r=1}^t \mu_r y_{ir}}{\sum_{s=1}^m v_s x_{is}} \tag{1}$$

$$\frac{\sum_{r=1}^t \mu_r y_{jr}}{\sum_{s=1}^m v_s x_{js}} \leq 1, j = 1, \dots, n \tag{2}$$

$$\mu_r, v_s \geq \varepsilon \tag{3}$$

Remarque que n est le nombre d'UPDs (pays de l'UEMOA dans notre cas), t est le nombre d'outputs, m est le nombre d'inputs, x<sub>is</sub> est la valeur de l'input s pour l'UPDi, y<sub>ir</sub> est la valeur de l'output r pour l'UPDi, h<sub>i</sub> est le ratio

d'efficacité du pays  $i$  (en général, l'indice 0 est utilisé pour indiquer l'UPD évaluée dans les modèles DEA (UPD0)),  $\mu_r$  est l'importance relative de l'output  $r$ ,  $\nu_s$  est l'importance relative de l'input  $s$  et  $\varepsilon$  est un réel positif très petit.

En utilisant la transformation de CHARNES et COOPER, le modèle (1-3) qui est linéaire fractionnaire, est reformulé en un programme linéaire en maximisant, par exemple, le numérateur de (1) et en fixant son dénominateur à 1. Le nouveau modèle (4-7), ainsi obtenu, est connu sous le nom de modèle CCR orienté-input (CCR pour les initiales des auteurs et orienté-input pour la normalisation de la somme pondérée des inputs (le dénominateur de l'équation (1)).

Avec le modèle (4-7), une UPD est efficace si le ratio  $h_0$  est égal à l'unité et elle est inefficace si celui-ci est inférieur à l'unité. Le ratio  $h_0$  pourrait s'interpréter comme le coefficient d'utilisation des ressources.

Un des avantages du DEA est de permettre d'identifier les sources des inefficacités et de les quantifier. Ainsi, au modèle CCR précédent est associé un modèle dual équivalent dont le but est de faciliter la résolution et l'obtention des valeurs des paramètres associés à la notion d'enveloppement des données. Via ce modèle, l'objectif est de répondre à des questions du type « par quelle proportion les inputs peuvent-ils être réduits tout en maintenant les outputs au même niveau afin de rendre une unité efficace ? » De façon similaire, le modèle CCR orienté-output (qui serait obtenu si l'on avait minimisé le dénominateur de l'équation (1) et fixé son numérateur à 1) chercherait alors à répondre à la question de type « par quelle proportion les outputs pourront-ils être augmentés tout en maintenant les inputs au même niveau afin de rendre une unité efficace ? » Le choix de l'orientation doit être uniquement fonction des objectifs poursuivis dans l'étude effectuée (les UPDs efficaces le demeurent pour toutes les deux orientations alors que les ratios d'efficacité peuvent différer pour les UPDs inefficaces).

Le DEA peut aussi être utilisée lorsque l'on cherche à agréger des variables de nature différente en un seul index (MARTI et al., 2017; OZCAN et MCCUE, 1996). Il suffit pour ce faire, dans le modèle (4-7), de considérer comme intrant de l'UPD l'unité (1) et comme extrant, vu qu'elles sont à maximiser, les variables que l'on souhaite agréger. On se ramène à un programme linéaire dont les variables de décisions à optimiser sont les poids à attribuer à chaque variable, la fonction-objectif est l'index agrégé et les contraintes garantissent que seules les combinaisons de poids conduisant à des indices agrégés situés en 0 et 100 % pour toutes les UPDs sont considérées lors de l'optimisation. Dans ce sens, le DEA permet d'obtenir la meilleure valeur de la variable agrégée pour chaque UPD, étant donné que toutes les combinaisons réalisables de poids de variables sont évaluées.

Cette approche a notamment été utilisée pour construire des indices de performance financière (OZCAN et MCCUE, 1996) et construire des indices de performance logistique de différents pays (MARTI et al., 2017). Sous le nom d'approche du bénéfice du doute pour la construction d'indices composites (NARDO et al., 2005), la même approche était utilisée pour évaluer la performance macroéconomique (CHERCHYE, 2001; LOVELL et al., 1995; MELYN et MOESEN, 1991), du marché du travail (STORRIE et BJUREK, 2000), en matière d'inclusion sociale (CHERCHYE et

al., 2004), de développement humain (MAHLBERG et OBERSTEINER, 2001) et de développement durable (CHERCHYE et KUOSMANEN, 2002).

Lorsqu'on la compare aux méthodologies d'aide multicritère à la décision (SARMA 2008, 2012) et statistique (AHAMED et MALLICK, 2019; ANARFO et al., 2020; CÁMARA et TUESTA, 2014), évoquées précédemment, le DEA permet d'obtenir des indicateurs sensibles aux priorités politiques de chaque pays, puisque les poids sont déterminés de manières endogènes (CHERCHYE, 2001; NARDO et al., 2005). De plus, elle élimine les soupçons de biais dans la détermination des poids puisque tout autre choix de poids conduirait à une mesure composite plus basse. Enfin, le fait de pouvoir identifier des pays cibles permet aussi d'envisager l'indice calculé sous un angle positif puisque cela correspond à des incitatifs pour s'améliorer (NARDO et al., 2005).

### 3. Etude de cas : inclusion financière dans l'UEMOA

En contexte UEMOA, la Banque Centrale des États de l'Afrique de l'Ouest (BCEAO) définit la finance inclusive comme « un état où les populations accèdent de façon permanente à une gamme diversifiée de produits et services financiers adaptés, à coûts abordables et utilisés de manière effective, efficace et efficiente ». Pour mesurer et faire le suivi du degré d'inclusion financière, la BCEAO a retenu à l'heure actuelle dix-sept indicateurs repartis sur trois des quatre dimensions de l'AFI (2010), à savoir l'accès, l'usage et la qualité. La BCEAO publie aussi un indice synthétique d'inclusion financière (ISIF) (compris entre 0 et 1) qui est un indice composite de tous les indicateurs d'inclusion financière, et permet d'apprécier le degré d'inclusion de chaque pays. Ces indices sont construits depuis 2017 en utilisant l'approche par analyse en composantes principales suggérée par CÁMARA et TUESTA (2014). Avant 2017, les indices étaient calculés en choisissant de manière subjective le poids de chaque indicateur.

Notre étude de cas vise à utiliser l'approche du bénéfice du doute pour construire un nouvel indice agrégé mesurant degré d'inclusion financière pour les pays de l'UEMOA. À la différence de l'indice synthétique proposé par la BCEAO, qui utilise l'analyse en composantes principales, l'étude actuelle adopte la méthode DEA. Le recours à cette méthode est une approche innovante de construction d'indice agrégé d'inclusion financière permettant d'apprécier de manière très précise les efforts effectués par chacun des pays dans la mise en œuvre des stratégies nationales d'inclusion financière.

L'approche permet d'obtenir, en plus des indices agrégés, un étalonnage qui permet d'identifier les pays ayant les stratégies les plus efficaces relativement aux autres, et pour les pays les moins efficaces, des groupes de comparaison, appelés pays-référence, qui sont les pays efficaces qu'ils devraient cibler comme références pour ajuster leurs stratégies afin d'atteindre l'efficacité.

La construction du modèle DEA pour la présente étude est basée sur la mesure de l'inclusion financière à deux

dimensions : l'accessibilité et l'utilisation. Plus spécifiquement dans cette étude, l'accessibilité est mesurée par les taux de pénétration démographique et géographique (6 indicateurs) d'une part, et l'utilisation est mesurée par le taux d'utilisation (4 indicateurs).

Le taux de pénétration démographique mesure la proximité des services financiers auprès des populations et le taux de pénétration géographique reflète le nombre de points de services disponibles sur une aire de 1 000 Km<sup>2</sup> (BCEAO, 2018). Quant aux taux d'utilisation, il mesure la proportion de personnes physiques par rapport à la population adulte, détenant un compte respectivement dans les banques, les institutions de microfinance, les institutions émettrices de monnaie électronique (BCEAO, 2018a, 2018b). À noter que chaque indicateur est calculé par secteur bancaire, microfinance et les services de monnaie électronique.

Pour effectuer notre étude, nous utilisons une sélection d'indicateurs de suivi de l'inclusion financière dans l'UEMOA qui mesure les dimensions accessibilité et usage. Nous avons exclu la dimension qualité parce qu'elle est mesurée en utilisant un taux dont la valeur idéale est le plus petit possible, alors que celle de tous les autres indicateurs est le plus grand possible. Nous avons aussi exclu de cette première analyse les deux taux de bancarisation (strict et élargi). En effet, nous souhaitons des indicateurs spécifiques aux 3 types de services financiers considérés (banques, microfinance et monnaie électronique), alors que les taux de bancarisation prennent en compte d'autres services financiers comme les caisses d'épargne, les services postaux, etc.

Ainsi, nous avons retenu les 10 indicateurs mesurant l'accès aux services financiers et leur utilisation présentés dans le tableau 1.

**Tableau 1. Description des indicateurs d'inclusion financière retenus**

**Table 1. Description of the selected financial inclusion indicators**

Dimension	Abréviation	Définition
Accès	PDB	Taux de pénétration démographique des services bancaires
	PDM	Taux de pénétration démographique des services de microfinance
	PDME	Taux de pénétration démographique des services de monnaie électronique
	PGB	Taux de pénétration géographique des services bancaires
	PGM	Taux de pénétration géographique des services de microfinance
	PGME	Taux de pénétration géographique des services de monnaie électronique
Usage	UBA	Taux d'utilisation des services bancaires (base population adulte)
	UMA	Taux d'utilisation des services de microfinance (base population adulte : 15 ans et plus)
	UMEA-O	Taux d'utilisation des services de monnaie électronique (base population adulte et nombre de comptes de monnaie électronique ouverts)
	UMEA-A	Taux d'utilisation des services de monnaie électronique (base population adulte et nombre de comptes de monnaie électronique actifs)

Source : auteur

Les données correspondantes ont été collectées via la base de données EDEN de la BCEAO pour les 8 pays (Bénin [BE], Burkina Faso [BF], Côte d'Ivoire [CI], Guinée-Bissau [GB], Mali [MA], Niger [NG], Sénégal [SEN], Togo [TG]). La période d'étude considérée est de 8 ans (2010-2017), étant donné que la BCEAO a commencé à publier des indicateurs correspondant aux services de monnaie électronique à partir de 2010.

Nous construisons un modèle DEA de type CCR (voir modèle (4-7) à la section 3.), où un seul input, égal à 1, est choisi, tandis que les 10 indicateurs d'inclusion financière (voir tableau 1) sont les outputs. Les UPDs sont les pays de l'UEMOA pour une année donnée. Par exemple, BF2012 est l'UPD correspondant au Burkina Faso au cours de l'année 2012. Nous obtenons un échantillon de taille 64. Sachant que la somme des inputs et outputs de notre modèle DEA est de 11, celui-ci respecte la règle empirique de la triple-somme ( $64 \geq 3 \times (1 + 10)$ ) qui nous garantit l'obtention de modèles DEA de bonne qualité.

#### 4. Résultats et discussion

L'objectif de cette étude est de construire de nouvelles mesures des niveaux d'inclusion financières dans les pays de l'UEMOA en utilisant la méthode d'Analyse par Enveloppement de Données (DEA). Ces mesures que nous appelons scores agrégés d'inclusion financière (SA) sous forme de mesure de l'efficacité technique des pays en matière d'inclusion financière. Elles sont obtenues en résolvant le modèle DEA présenté précédemment (4-7).

Le modèle a été résolu en utilisant le logiciel Efficiency Measurement System (EMS). Le tableau 2 présente les scores agrégés obtenus par la méthode DEA.

**Tableau 2. Scores agrégés d'inclusion financière obtenus par la méthode AED (SA)**

**Table 2. DEA-based financial inclusion aggregate scores (SA)**

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	Moyenne	E.T. <sup>1</sup>
CI	0,5696	0,9284	0,7828	0,8162	0,9084	0,8615	0,9423	1,0000	0,8511	0,1336
BE	0,6349	0,6127	0,6425	0,7667	0,7950	0,7909	0,8380	1,0000	0,7601	0,1293
BF	0,3938	0,4151	0,4827	0,5241	0,5791	0,6935	0,7854	0,9984	0,6090	0,2063
MA	0,6391	0,6224	0,6338	0,6811	0,7155	0,8124	0,8255	0,9118	0,7302	0,1073
NG	0,1466	0,1595	0,1827	0,2893	0,3904	0,5483	0,3658	0,3741	0,3071	0,1396
SEN	0,8538	0,7949	0,7995	0,8042	0,9274	0,9095	0,8926	1,0000	0,8727	0,0731
GB	0,2877	0,3245	0,3990	0,6034	0,6178	0,6947	0,7107	0,7252	0,5454	0,1802
TG	0,8326	0,8380	0,9132	0,9425	0,9271	0,9629	1,0000	1,0000	0,9270	0,0646
Moyenne	0,5448	0,5869	0,6045	0,6784	0,7326	0,7842	0,7950	0,8762		
E.T. <sup>1</sup>	0,2517	0,2688	0,2397	0,2046	0,1945	0,1343	0,1955	0,2244		

Source : auteur

On observe que sur les 64 UPDs, cinq (5) sont relativement efficaces, avec des scores à 100 % : Bénin2017, Côte d'Ivoire2017, Sénégal2017, Togo2016, Togo2017. Les 59 autres UPDs sont inefficaces. Elles doivent s'inspirer de certaines de ces UPDs efficaces pour ajuster leurs stratégies afin d'atteindre l'efficacité.

Nous avons ensuite comparé ces scores agrégés aux indices synthétiques publiés par la BCEAO. Ceux-ci sont présentés dans le tableau 3.

**Tableau 3. Indices synthétiques d'inclusion financière de la BCEAO (ISIF)**

**Table 3. Synthetic indices of financial inclusion from BCEAO (ISIF)**

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	Moyenne	ET <sup>1</sup>
CI	0,23	0,24	0,25	0,28	0,33	0,35	0,36	0,41	0,30	0,07
BE	0,17	0,23	0,23	0,25	0,28	0,33	0,40	0,56	0,30	0,12
BF	0,20	0,20	0,20	0,22	0,26	0,28	0,29	0,35	0,25	0,06
MA	0,19	0,19	0,20	0,21	0,25	0,30	0,33	0,35	0,25	0,07
NG	0,14	0,14	0,16	0,21	0,23	0,25	0,23	0,23	0,20	0,05
SEN	0,25	0,26	0,28	0,33	0,39	0,43	0,38	0,46	0,35	0,08
GB	0,14	0,14	0,16	0,18	0,19	0,18	0,19	0,18	0,17	0,02
TG	0,20	0,20	0,21	0,23	0,25	0,28	0,30	0,43	0,26	0,06
Moyenne	0,19	0,20	0,21	0,24	0,27	0,30	0,31	0,37		
E.T. <sup>1</sup>	0,04	0,04	0,04	0,05	0,06	0,07	0,07	0,12		

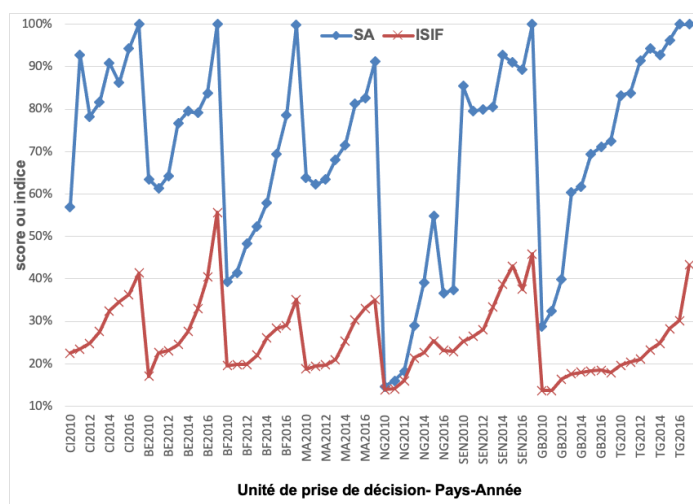
Source : auteur

Rappelons qu'ils ont été construits en utilisant la technique d'analyse en composantes principales, suivant l'approche de CÂMARA et TUESTA (2014).

Nous avons tout d'abord rapproché ces deux mesures composites de niveau d'inclusion financière en les représentant graphiquement dans la figure 1.

**Figure 1. Comparaison graphique de SA et ISIF**

**Figure 1. Graphic Comparison of SA et ISIF**



Source : auteur

Celle-ci indique clairement que les deux indices sont presque parfaitement concordants l'une avec l'autre.

Nous avons confirmé cette observation avec deux analyses de corrélation : l'une utilisant un coefficient de Pearson et l'autre, un coefficient de Spearman (voir tableau 4).

**Tableau 4. Indices synthétiques d'inclusion financière de la BCEAO (ISIF)**

**Table 4. Synthetic indices of financial inclusion from BCEAO (ISIF)**

Échantillon	Corrélation (Spearman) (Significativité)	Corrélation (Pearson) (Significativité)	Coefficient de régression (Significativité)
UEMOA	0,758 (0,000)	0,713 (0,000)	1,887 (0,000)

Source : auteur

Nous avons obtenu respectivement des coefficients de 0,713 et 0,758, exprimant une corrélation forte entre ces deux indices. Ces coefficients de corrélation étaient statistiquement significatifs, de même que le coefficient de régression correspondant lorsque l'on construit un modèle permettant d'expliquer les scores agrégés par les indices synthétiques d'inclusion financière.

Les scores agrégés (Tableau 2) et les indices synthétiques (Tableau 3) de la BCEAO s'accordent pour indiquer une amélioration continue au cours de la période 2010-2017 pour six des huit pays (Côte d'Ivoire, Bénin, Burkina Faso, Mali, Sénégal, Togo), et une amélioration entre 2010 et 2015, suivi d'un déclin en 2016 et 2017, pour le Niger.

Les deux mesures diffèrent sur le cas de la Guinée-Bissau où l'ISIF exhibe une amélioration légère entre 2010 et 2016 et une légère baisse en 2017, tandis que les scores agrégés présentent une amélioration continue. Globalement, au niveau de l'UEMOA, les deux mesures indiquent, en moyenne, une amélioration de la situation de l'inclusion financière au cours de la période d'étude.

Nous avons, subséquentement, effectué une analyse comparative par étalonnage (benchmark) afin d'identifier les États ayant les stratégies nationales les plus efficaces, soit ceux ayant obtenu un score agrégé de 100 %. Nous avons déjà observé que, comme l'indique le tableau 2, le Bénin en 2017, la Côte d'Ivoire en 2017, le Sénégal en 2017, le Togo en 2016 et 2017 étaient les plus efficaces en matière d'inclusion. Pour les pays les moins efficaces, ces pays serviront de pays-références dont ils pourraient s'inspirer pour améliorer leur efficacité.

Nous avons analysé les pays-références des 4 pays de l'UEMOA relativement non efficaces en 2017. Les informations pertinentes sont résumées dans le tableau 5.

**Tableau 5. Benchmarking – pays non-efficace en 2017 et Pays-référence correspondant**

**Table 5. Benchmarking – Non-efficient countries in 2017 and corresponding reference-countries**

UPD	Score	Pays-référence (coefficient)
BF2017	99,84 %	CI2017 (0,6095) BE2017 (0,0581) SEN2017 (0,2172) TG2017 (0,1137)
MA2017	91,18 %	BE2017 (0,3870) SEN2017 (0,5248)
NG2017	37,41 %	BE2017 (0,2521) SEN2017 (0,1220)
GB2017	72,52 %	SEN2017 (0,7252)

Source : auteur

On peut remarquer d'abord que SEN2017 est pays-référence pour tous les pays non efficaces en 2017. Ensuite, pour deux des pays non efficaces en 2017 (Burkina Faso et Niger), en plus du Sénégal, les autres pays-références sont leurs pays limitrophes qui leur permettent un accès à un port, et avec lesquels ils ont donc un large volume d'échanges commerciaux. Pour la Guinée-Bissau, le Sénégal, qui est aussi l'unique pays limitrophe est le seul pays-référence. Enfin, pour le Mali, en plus du Sénégal, pays limitrophe, le Bénin est l'autre pays-référence. Ici, le Bénin n'est pas un pays limitrophe, mais un des pays qui lui permet d'accéder à un port et avec qui il a des échanges commerciaux.

Enfin, rappelons que l'un des objectifs des outils de mesure des niveaux d'inclusion financière est de permettre un classement des pays. Les scores agrégés permettent ce classement pour tous les pays. Les pays efficaces se retrouvent alors tous ex æquo avec des scores de 100 %.

Toutefois, comme ils sont également des pays-références pour les autres, qui sont relativement inefficaces, on peut en fait les départager en utilisant leur super-efficacité. En effet, dans le cadre d'une analyse DEA, lorsqu'une UPD est efficace, le nombre de fois où elle est une UPD-référence pour une unité non efficace constitue sa super-efficacité. La super-efficacité permet de déterminer une hiérarchie parmi les unités efficaces. Dans notre analyse précédente, on constate que SEN2017 est pays-référence pour 50 UPDs sur 59, suivi respectivement par TG2017 (32), TG2016 (15), BEN2017 (12) et CI2017 (6).

En résumé, notre analyse confirme au travers de l'étude du cas des huit pays de l'UEMOA que la méthode DEA permet de construire des mesures composites des niveaux d'inclusion financière des pays de l'UEMOA. Les mesures obtenues sont cohérentes avec l'indice synthétique d'inclusion financière de la BCEAO. Ces mesures permettent de classer les pays selon leur niveau d'inclusion, d'identifier les pays ayant relativement les meilleures pratiques et aussi d'identifier pour les pays les moins performants les pays-références dont ils devraient s'inspirer pour ajuster leurs stratégies d'inclusion. Cette identification des pays-références constitue clairement une valeur ajoutée de l'approche par la méthode DEA.

Toutefois, ce travail a des limites qu'il est important d'indiquer. D'une part, du point de vue méthodologique, notre étude de cas peut être enrichie si l'on incorpore certains des indicateurs, en particulier ceux liés à la dimension qualité de l'inclusion financière. L'approche par la méthode DEA devrait aussi être validée avec d'autres échantillons d'indicateurs d'inclusion financière. En particulier, il sera nécessaire de le faire en utilisant les informations de la base de données Global Findex de la Banque Mondiale. D'autre part, des investigations supplémentaires devraient être effectuées afin d'identifier les déterminants de l'inclusion financière dans la zone UEMOA.

## 5. CONCLUSION

Il existe peu de méthodologies permettant une mesure complète du degré d'inclusion financière d'un pays. Nous en proposons une, basée provenant de la recherche opérationnelle, qui utilise la méthode d'analyse par enveloppement des données.

Notre cas d'étude dans le contexte de l'Union Économique et Monétaire Ouest Africaine (UEMOA) confirme la validité de l'approche ainsi que sa valeur ajoutée par rapport aux approches basées sur les méthodologies d'aide à la décision multicritère et statistique.

En effet, à partir des indicateurs d'inclusion financière rapportés par la BCEAO, nous avons construit des scores agrégés d'inclusion qui se sont avérés consistants et fortement corrélés avec l'indice synthétique de la BCEAO. De plus, comme les scores agrégés sont aussi des mesures relatives d'efficacité technique, nous avons identifié les pays relativement efficaces, ayant les meilleures pratiques en termes d'inclusion financières.

Pour les autres pays, notre approche permet d'identifier leurs pays-références, qui sont ceux qu'ils devraient viser pour ajuster leurs politiques afin d'améliorer leurs degrés d'inclusion.

Autant que nous sachions, il s'agit de la première fois que cette approche basée sur le DEA est appliquée pour mesurer les niveaux d'inclusion financière de pays. Notre étude confirme que cette approche permet non seulement d'évaluer les niveaux d'inclusion financière des pays, mais aussi d'identifier les pays ayant les meilleures pratiques ou stratégies afin que les autres puissent s'inspirer d'eux pour ajuster les leurs.

D'autre part, comme indiqué dans notre discussion finale, cette étude constitue un premier pas dans l'exploration des contributions potentielles de l'approche du bénéfice du doute aux connaissances, politiques et pratiques d'inclusion financière.

## RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

AHAMED, M.M. et S.K. MALLICK (2019). Is financial Inclusion good for bank stability? International evidence. *Journal of Economic Behaviour & Organisation* 157, 403 – 427.

ALLIANCE FOR FINANCIAL INCLUSION (AFI) (2010). Mesurer l'inclusion financière pour les organismes régulateurs : Conception et réalisation d'enquêtes. *The Alliance for Financial Inclusion*, 32 p.

ANARFO, E.B., J. Y. ABOR et K. A. OSEI (2020). Financial regulation and financial inclusion in Sub-Saharan Africa: Does financial stability play a moderating role? *Research in International Business and Finance*, 51, 101070.

BANKER, R.D., A. CHARNES et W.W. COOPER (1984). Some models for estimating technical and scale efficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, 30 (9), 1078–1092.

BANKER, R.D., R.F. CONRAD et R. P. STRAUSS (1986). A comparative application of data envelopment analysis and translog methods: an illustrative study of hospital production. *Management Science*, 32 (1), 30–44.

Banque Centrale des États de l'Afrique de l'Ouest (BCEAO) (2018a). Evolution des indicateurs de suivi de l'inclusion financière dans l'UEMOA au titre de l'année 2017.

Banque Centrale des États de l'Afrique de l'Ouest (BCEAO) (2018b). Rapport annuel sur la situation de l'inclusion financière dans l'UEMOA au cours de l'année 2017. P. 29.

BOWLIN, W., A. CHARNES, W. W. COOPER et SHERMAN, H. (1984). Data envelopment analysis and regression approaches to efficiency estimation and evaluation. *Annals of Operations Research*, 2, 113–138.

- CÁMARA, N. et D. TUESTA (2014). Measuring Financial Inclusion: A Multidimensional Index. BBVA Research Paper, (14/26). 40 p.
- CHARNES, A., W.W. COOPER et E. Rhodes (1978). Measuring the efficiency of decision-making units. *European Journal of Operational Research*, 2(6), 429–444.
- CHERCHYE, L. (2001). Using data envelopment analysis to assess macroeconomic policy performance. *Applied Economics*, 33(3), 407–416.
- CHERCHYE, L. et T. KUOSMANEN (2004). Benchmarking sustainable development: a synthetic meta-index approach. Research Paper No. 2004/28, UNU-WIDER, United Nations University (UNU).
- CHERCHYE L., W. MOESEN et T. VAN PUYENBROECK (2004). Legitimately diverse, yet comparable: on synthesizing social inclusion performance in the EU. *JCMS: Journal of Common Market Studies*, 42(5), 919–955.
- DEMIRGUC-KUNT A. et L. KLAPPER (2012). Measuring financial inclusion: The global index database. The World Bank.
- DEMIRGUC-KUNT A., L. KLAPPER, D. SINGER et P. VAN OUDHEUSDEN (2015). The Global Findex Database 2014: Measuring financial inclusion around the world. The World Bank.
- DEMIRGUC-KUNT A., L. KLAPPER, D. SINGER, S. ANSAR et J. HESS (2018). The Global Findex Database 2017: Measuring financial inclusion and the fintech revolution. The World Bank.
- DOUMPOS M. et C. ZOPOUNIDIS (2014). An Overview of Multiple Criteria Decision Aid. Dans : *Multicriteria Analysis in Finance*. Springer Briefs in Operations Research. Springer, Cham, pp. 11–21.
- EMROUZNEJAD, A. et G. L. YANG, G. (2018). A survey and analysis of the first 40 years of scholarly literature in DEA: 1978–2016. *Socio-Economic Planning Sciences*, 61, 4–8.
- GUÉRINEAU, S., et L. JACOLIN (2014). L'inclusion financière en Afrique subsaharienne : faits stylisés et déterminants. *Revue d'économie financière*, (4), 57-80.
- LOVELL, C. K., J.T. Pastor et J. A. Turner (1995). Measuring macroeconomic performance in the OECD: A comparison of European and non-European countries. *European journal of operational research*, 87(3), 507–518.
- MAHLBERG, B. et M. OBERSTEINER, M. (2001). Remeasuring the HDI by data envelopment analysis. Available at SSRN 1,999,372.
- MARTÍ, L., J. C. MARTÍN et R. PUERTAS (2017). A DEA-logistics performance index. *Journal of applied economics*, 20(1), 169–192.
- MELYN, W. et W. MOESEN (1991). Towards a synthetic indicator of macroeconomic performance: unequal weighting when limited information is available. *Public economics research papers*, 1–24.
- Neaime, S. et I. GAYSSET (2018). Financial inclusion and stability in MENA: Evidence from poverty and inequality. *Finance Research Letters*, 24, 230–237.
- Nardo, M., M. Saisana, A. Saltelli et S. Tarantola (2005). Tools for composite indicators building. *European Commission, Ispra*, 15, 19–20.
- Ozcan, Y. A. et M.J. Mccue (1996). Development of a financial performance index for hospitals: DEA approach. *Journal of the Operational Research Society*, 47(1), 18–26.
- Sarma, M. (2008). Index of financial inclusion. Indian Council for Research on International Economic Relations. Working Paper, No 215, 26 p.
- Sarma, M. (2012). Index of Financial Inclusion–A measure of financial sector inclusiveness *Money, Finance, Trade and Development*. Working Paper, No 07/2012, 37 p.
- Storrie, D., & Bjurek, H. (2000). Benchmarking European labour market performance with efficiency frontier techniques. *WZB Discussion Paper*, No. FS I 00–211.
- Yu, G., Q. Wei et P. Brockett (1996). A generalized data envelopment analysis model: A unification and extension of existing methods for efficiency analysis of decision making units. *Annals of Operations Research*, 66, 47–89.
- Zins, A. et L. Weill (2016). The determinants of financial inclusion in Africa. *Review of Development Finance*, 6(1), 46–57.

---

[1] Ecart-type