

Évaluation de l'efficacité technique des agences d'une banque marocaine par la méthode Data Envelopment Analysis

Evaluation of the Technical Efficiency of a Moroccan Bank's Branches Using the Data Envelopment Analysis (DEA) Method

EL RHAZOUANI ACHRAF

Doctorant

Faculté des sciences juridiques économiques et sociales Rabat – Agdal

Université Med V – Maroc

Laboratoire des sciences de gestion

Date de soumission : 13/06/2026

Date d'acceptation : 02/09/2026

Pour citer cet article :

El Rhazouani. A. (2026) « Évaluation de l'efficacité technique des agences d'une banque marocaine par la méthode Data Envelopment Analysis », Revue Française d'Économie et de Gestion « Volume 7 : Numéro 9 » pp : 588- 618.

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'efficacité technique des agences bancaires constitue un enjeu majeur dans un environnement caractérisé par une intensification de la concurrence, une pression sur les marges et une nécessité croissante d'optimisation des ressources. Cette recherche vise à évaluer l'efficacité technique de 102 agences d'une banque marocaine sur la période 2020–2024 en mobilisant la méthode Data Envelopment Analysis (DEA). L'étude s'appuie sur trois inputs, à savoir les intérêts sur les comptes d'épargne CEN, les charges de personnel ainsi que les loyers et charges diverses, et sur quatre outputs relatifs aux encours CEN et CC ainsi qu'aux intérêts perçus sur les crédits à la consommation et les crédits immobiliers. Les modèles DEA-CCR et DEA-BCC, orientés output, sont utilisés afin de distinguer l'efficacité technique globale, l'efficacité technique pure et l'efficacité d'échelle. Les résultats montrent une efficacité globale relativement faible sur l'ensemble de la période étudiée. Le score moyen CRSTE passe de 0,600 en 2020 à 0,438 en 2023 avant de remonter à 0,547 en 2024. L'efficacité technique pure demeure systématiquement supérieure à l'efficacité globale, tandis que les rendements décroissants concernent la majorité des agences. Ces résultats mettent en évidence l'importance du redimensionnement organisationnel, de la rationalisation des coûts et de la diffusion des bonnes pratiques. L'étude souligne ainsi l'intérêt du DEA comme outil de benchmarking interne et d'aide à la décision managériale.

Mots-clés : Data Envelopment Analysis ; efficacité bancaire ; agences bancaires ; rendements d'échelle ; benchmarking.

ABSTRACT

The technical efficiency of bank branches is a major strategic issue in an environment characterized by increasing competition, pressure on margins and the growing need to optimize resources. This study aims to assess the technical efficiency of 102 branches of a Moroccan bank over the 2020–2024 period using the Data Envelopment Analysis (DEA) method. The analysis relies on three inputs, namely interest expenses on CEN savings accounts, personnel costs, and rent and miscellaneous operating expenses, and four outputs related to CEN and current account balances as well as interest income from consumer and real estate loans. Output-oriented CCR and BCC DEA models are used to distinguish overall technical efficiency, pure technical efficiency and scale efficiency. The results indicate relatively low overall efficiency throughout the study period. The average CRSTE score decreased from 0.600 in 2020 to 0.438 in 2023 before recovering to 0.547 in 2024. Pure technical efficiency remained systematically higher than overall technical efficiency, while decreasing returns to scale affected the majority of branches. These findings highlight the importance of organizational resizing, cost rationalization and the dissemination of best practices. The study therefore confirms the relevance of DEA as an internal benchmarking and managerial decision-support tool.

Keywords: Data Envelopment Analysis; banking efficiency; bank branches; returns to scale; benchmarking.

Introduction

L'efficacité technique des banques constitue un enjeu stratégique dans un environnement marqué par une intensification de la concurrence, une pression accrue sur les marges et une exigence permanente d'optimisation des ressources. La capacité des agences bancaires à transformer efficacement les inputs (charges de personnel, coûts opérationnels, dépôts collectés) en outputs (crédits octroyés, services financiers rendus, revenus générés) conditionne directement leur compétitivité et leur pérennité.

Parmi les approches mobilisées pour mesurer cette performance relative, la méthode DEA (Data Envelopment Analysis) occupe une place centrale. En tant qu'approche non paramétrique, elle permet d'évaluer simultanément plusieurs inputs et outputs, sans recourir à une fonction de production prédéfinie. La méthode DEA offre ainsi un cadre rigoureux pour comparer les agences bancaires entre elles, identifier les unités efficaces et mettre en évidence les marges d'amélioration des autres.

Au-delà d'une simple mesure de performance, la méthode DEA constitue également un outil de benchmarking interne, permettant aux banques de repérer les meilleures pratiques et de les diffuser au sein de leur réseau. Elle s'avère particulièrement pertinente dans les contextes où la diversité des ressources et des résultats rend difficile l'application de modèles paramétriques classiques.

De nombreux travaux ont appliqué la méthode DEA au secteur bancaire afin de mesurer l'efficacité des établissements et de leurs agences. Toutefois, les résultats demeurent hétérogènes selon les contextes étudiés, ce qui souligne l'importance de conduire des analyses spécifiques à chaque environnement. Dans cette perspective, notre recherche s'inscrit dans le champ des études empiriques visant à évaluer l'efficacité bancaire, en mobilisant le modèle DEA sur un échantillon de 102 agences d'une banque marocaine.

1.1. Problématique

Dans quelle mesure les agences d'une banque marocaine sont-elles techniquement efficaces sur la période 2020–2024, et dans quelle mesure les inefficiences observées sont-elles liées à l'efficacité technique pure et aux rendements d'échelle ?

Cette problématique inscrit la recherche dans une démarche quantitative fondée sur l'analyse de données observées au niveau des agences et sur la méthode Data Envelopment Analysis (DEA). La présente étude ne repose donc pas sur un questionnaire ni sur un guide d'entretien : la validation empirique est effectuée directement à partir des scores DEA, des comparaisons entre modèles CCR et BCC et de l'analyse des rendements d'échelle.

1.2. Objectifs de la recherche

L'objectif de cet article est double : d'une part, présenter la formulation mathématique du modèle DEA et ses principales variantes ; d'autre part, proposer une application empirique permettant de dégager des enseignements sur les niveaux d'efficacité observés et leurs déterminants. Les résultats obtenus offrent des éclairages utiles pour la compréhension des performances bancaires et ouvrent la voie à des implications managériales en matière d'amélioration de la productivité et de la compétitivité des agences.

2. Revue de littérature sur l'application du DEA au secteur bancaire

La méthode Data Envelopment Analysis (DEA) a été mobilisée dans de nombreux contextes pour mesurer l'efficacité bancaire.

Takbiri et al (2015) ont étudié 120 agences de la Bank Shahr en Iran. Le modèle CCR a révélé que 42 % des agences étaient efficaces, tandis que le modèle BCC donnait des résultats plus optimistes, confirmant le lien entre efficacité opérationnelle et rentabilité.

Zitouni (2016) a évalué 73 agences bancaires tunisiennes sur la période 2007-2011 avec un modèle BCC orienté output et l'indice de Malmquist. Les agences en zones touristiques ont obtenu les meilleurs scores, tandis que celles en zones rurales étaient les moins performantes. L'indice a montré une amélioration de la productivité grâce au progrès technologique et à l'efficacité technique.

En 2017, Eken et Kale (2017) ont analysé les agences bancaires turques et montré que la taille est déterminante : les agences de taille intermédiaire atteignent une efficacité optimale, tandis que les trop petites ou trop grandes présentent des inefficiences.

En 2018, Benar et al. (2018) ont étudié 146 agences de la Banque de Développement Local en Algérie. Seule une minorité était efficace, avec 4,11 % en CCR et 8,9 % en BCC. Les facteurs explicatifs incluaient la taille, la nature de l'agence, la propriété et la localisation.

En 2021, Vidianata et Satria (2021) ont évalué 59 banques indonésiennes sur la période 2010-2019. Les résultats montrent une efficacité variable selon les catégories et les années : les BPD étaient les plus performantes en 2010 mais très faibles en 2014, les BUMN toutes efficaces en 2010 mais aucune entre 2013 et 2015, et les BUMS au pic en 2012 avant une chute en 2013. L'indice de Malmquist a révélé une amélioration moyenne de la productivité totale des facteurs. La même année, Aasri et Lkoyaali (2021) ont étudié les banques marocaines sur 2017-2019. Les scores étaient faibles, avec 0,509 en CRS et 0,801 en VRS, mais le nombre de banques efficaces a augmenté au fil du temps. L'indice de Malmquist a montré une baisse

en 2018 suivie d'une hausse en 2019, attribuée aux gains d'efficience et aux changements d'échelle.

En 2022, Shaik (2022) a évalué dix banques saoudiennes cotées à Tadawul sur 2016-2021 avec le modèle Malmquist DEA. La majorité des banques étaient efficaces, certaines marginalement. L'analyse a montré une forte dynamique d'adoption technologique et une amélioration continue de la productivité totale.

En 2023, Abdulahi et al. (2023) ont étudié 17 banques commerciales éthiopiennes sur 2014-2020 avec DEA, Malmquist et Tobit. Les scores étaient très élevés : 95,5 % en CRS, 99,85 % en VRS et 96,95 % en efficience d'échelle. Les banques publiques étaient plus efficaces que les privées. L'efficience augmentait avec le nombre de branches, la taille et le risque de crédit, mais diminuait avec le risque de liquidité et le niveau des actifs fixes.

En 2025, plusieurs travaux ont enrichi l'analyse. Zimková et Pintér (2025) ont appliqué un modèle Network DEA à 26 systèmes bancaires européens (2020-2021), révélant une inefficience en collecte des dépôts sauf en Lettonie et à Malte, tandis que la France et l'Allemagne obtenaient les meilleurs scores. Tang et Spitzewski (2025) ont étudié la Bank of Chengdu (2014-2023) avec un modèle SBM à deux étapes, montrant une performance supérieure à la moyenne. Zhu et al. (2025) ont utilisé un modèle Cooperative Additive SBM Network DEA en Chine, révélant que les grandes banques étaient plus efficaces dans la collecte de dépôts mais moins performantes dans la rentabilité. Zhang, Li et Wang (2025) ont proposé une méthode d'unification des scores DEA pour résoudre les problèmes de comparabilité, montrant que les grandes banques obtenaient de meilleurs scores unifiés. Enfin, Najafi et Alem-Tabriz (2025) ont intégré les ratios financiers dans la DEA pour 36 agences iraniennes, offrant une vision plus complète de la performance.

En 2026, Sekničková et al. (2026) ont étudié 393 agences tchèques sur 2019-2021. L'efficience transactionnelle était élevée grâce à la digitalisation, mais des inefficacités persistaient dans la production et la rentabilité.

3. Formulation mathématique du modèle Data Envelopment Analysis

La méthode Data Envelopment Analysis (DEA), développée à la fin des années 1970 par Charnes, Cooper et Rhodes (1978), constitue une approche non paramétrique permettant d'évaluer l'efficience relative d'unités de décision homogènes (DMU). Elle repose sur la construction d'une frontière de production à partir des meilleures pratiques observées, contre laquelle chaque unité est comparée.

Le modèle initial, dit CCR (Charnes, Cooper, Rhodes, 1978), suppose des rendements d'échelle constants et mesure l'efficacité technique globale. L'extension proposée par Banker, Charnes et Cooper (1984), connue sous le nom de BCC, introduit l'hypothèse de rendements d'échelle variables, permettant de distinguer l'efficacité managériale de l'efficacité d'échelle.

Sur le plan opérationnel, le modèle DEA mobilise la programmation linéaire pour estimer la frontière efficiente. Chaque DMU est considérée comme un système transformant des inputs (ressources consommées) en outputs (résultats produits). Deux orientations sont possibles :

- ✓ Orientation output : maximiser les résultats sans modifier les ressources.
- ✓ Orientation input : minimiser les ressources tout en maintenant les résultats constants.

3.1. Définition de l'efficacité relative

On suppose qu'on a N unités de décision DMU_n , pour $1 \leq n \leq N$. Chaque unité de décision DMU_n , consomme I inputs $X_n = \{x_{in}/1 \leq i \leq I\}$ et produit J outputs $Y_n = \{y_{jn}/1 \leq j \leq J\}$. On considère une unité de décision DMU_m (pour $1 \leq m \leq N$). Le score d'efficacité de la DMU_m peut être défini par le rapport :

$$E_m = \frac{\text{Somme pondérée des outputs de la } DMU_m}{\text{Somme pondérée des inputs de la } DMU_m} \Leftrightarrow E_m = \frac{\sum_{j=1}^J v_{jm} \times y_{jm}}{\sum_{i=1}^I u_{im} \times x_{im}}$$

y_{jm} : $j^{\text{ème}}$ output de la DMU_m ; x_{im} : $i^{\text{ème}}$ input de la DMU_m

u_{im} : poids du $i^{\text{ème}}$ input ; v_{jm} : poids du $j^{\text{ème}}$ output

Dans le cadre du modèle DEA, la frontière d'efficacité est constituée par l'ensemble des unités de décision (DMU) qui obtiennent un score égal à 1. Ces unités représentent les meilleures pratiques observées dans l'échantillon et servent de référence pour l'évaluation des autres.

Dans le modèle DEA, l'inefficacité technique d'une unité de décision (DMU) correspond à sa distance par rapport à la frontière efficiente construite à partir des meilleures pratiques observées. Il s'agit d'une mesure relative : chaque DMU est évaluée par comparaison interne aux unités les plus performantes de l'échantillon, ce qui permet de distinguer les agences efficaces de celles présentant des marges d'amélioration.

Au-delà du simple score, l'analyse identifie les sources d'inefficacité en comparant chaque DMU à une référence efficiente (unique ou combinaison convexe). Cette comparaison, fondée sur la programmation linéaire, met en évidence les ajustements possibles :

- ✓ Augmenter certains outputs sans modifier les inputs,
- ✓ Réduire certains inputs sans affecter les outputs.

Un aspect central du modèle concerne la pondération des inputs et outputs. Chaque DMU dispose de son propre système de poids, choisi pour maximiser son ratio outputs/inputs, sous la

contrainte que les scores des autres unités restent compris entre 0 et 1. Ce mécanisme garantit la cohérence de l'évaluation : les unités efficaces obtiennent un score égal à 1, tandis que les moins performantes affichent des valeurs inférieures, traduisant leur distance relative à la frontière.

3.2. Programme DEA fractionnaire

Pour évaluer l'efficacité d'une unité de décision donnée DMU_m , le modèle DEA utilise une formulation dite fractionnaire. Ce programme mathématique consiste à exprimer le rapport entre une combinaison pondérée des outputs et une combinaison pondérée des inputs de la DMU étudiée. L'objectif est de maximiser ce ratio, qui représente le score d'efficacité, tout en imposant des contraintes garantissant que, si l'on applique les mêmes poids aux autres unités de l'échantillon, leurs scores demeurent compris entre 0 et 1.

Le programme mathématique s'écrit :

$$\begin{aligned} \text{Max}_{u_{im}, v_{jm}} z_m &= \frac{\sum_{j=1}^J v_{jm} \times y_{jm}}{\sum_{i=1}^I u_{im} \times x_{im}} \\ \left\{ \begin{array}{l} 0 \leq \frac{\sum_{j=1}^J v_{jm} \times y_{jn}}{\sum_{i=1}^I u_{im} \times x_{in}} \leq 1, \quad 1 \leq n \leq N \\ u_{im} \geq 0, v_{jm} \geq 0, \quad 1 \leq i \leq I, 1 \leq j \leq J \end{array} \right. \end{aligned}$$

Le but est de trouver les poids u_{im} et v_{jm} qui maximisent le ratio z_m de la DMU_m . En tenant compte des contraintes, la valeur optimale z_m^* se situe dans l'intervalle $[0,1]$.

La formulation rationnelle du programme DEA conduit à une difficulté méthodologique liée à l'existence d'une infinité de solutions possibles pour les vecteurs de pondération $u_m = (u_{1m}, u_{2m}, \dots, u_{Im})$ et $v_m = (v_{1m}, v_{2m}, \dots, v_{Jm})$. En effet, si un couple (u_m^*, v_m^*) constitue une solution valide, alors toute combinaison proportionnelle $(\alpha u_m^*, \alpha v_m^*)$, avec $\alpha > 0$, demeure également une solution.

Cette propriété engendre une indétermination dans le choix des poids, rendant nécessaire une transformation du modèle. Pour surmonter ce problème, l'approche consiste à convertir le programme fractionnaire en un programme linéaire équivalent, ce qui permet de fixer les pondérations de manière unique et de rendre le calcul des scores d'efficacité opérationnel.

Dans la famille des modèles DEA, deux formulations principales sont reconnues. Le premier est le modèle CCR proposé par Charnes, Cooper et Rhodes (1978), qui évalue l'efficacité globale des unités de décision en supposant des rendements d'échelle constants. Le second, connu sous le nom de modèle BCC et introduit par Banker, Charnes et Cooper (1984), constitue

une extension du CCR. Il permet de distinguer l'efficacité technique pure de l'efficacité d'échelle, en intégrant l'hypothèse de rendements d'échelle variables.

La mesure de l'efficacité peut être réalisée selon deux orientations complémentaires :

- ✓ Orientation input : elle consiste à réduire proportionnellement les intrants tout en maintenant les outputs constants.
- ✓ Orientation output : elle vise à accroître les résultats produits sans modifier le niveau des inputs.

Dans cet article, nous nous intéressons uniquement aux modèles à orientation output.

3.2.1. Modèle DEA-CCR : approche multiplicatrice en orientation output

Dans le cadre du modèle DEA-CCR, l'évaluation de l'efficacité d'une unité de décision repose sur une formulation en termes de multiplicateurs. Afin de rendre le programme fractionnaire exploitable, le dénominateur de la fonction objectif est normalisé à la valeur 1. On obtient alors le programme suivant :

$$\begin{aligned} \text{Max}_{u_{im}, v_{jm}} z_m &= \sum_{j=1}^J v_{jm} \times y_{jm} \\ \begin{cases} \sum_{i=1}^I u_{im} \times x_{im} = 1 \\ \sum_{j=1}^J v_{jm} \times y_{jn} - \sum_{i=1}^I u_{im} \times x_{in} \leq 0, 1 \leq n \leq N \\ u_{im} \geq 0 \text{ et } v_{jm} \geq 0, 1 \leq i \leq I \text{ et } 1 \leq j \leq J \end{cases} \end{aligned}$$

u_{im} et v_{jm} représentent respectivement les coefficients associés aux inputs et aux outputs dans le modèle DEA.

Formulation matricielle du modèle DEA-CCR (orientation output)

En introduisant les notations suivantes :

$$U_m = \begin{pmatrix} u_{1m} \\ u_{2m} \\ \vdots \\ u_{Im} \end{pmatrix}, V_m = \begin{pmatrix} v_{1m} \\ v_{2m} \\ \vdots \\ v_{Jm} \end{pmatrix}, X_m = \begin{pmatrix} x_{1m} \\ x_{2m} \\ \vdots \\ x_{Im} \end{pmatrix}, Y_m = \begin{pmatrix} y_{1m} \\ y_{2m} \\ \vdots \\ y_{Jm} \end{pmatrix}$$

et pour chaque unité n de l'échantillon ($1 \leq n \leq N$) :

$$X_n = \begin{pmatrix} x_{1n} \\ x_{2n} \\ \vdots \\ x_{In} \end{pmatrix}, Y_n = \begin{pmatrix} y_{1n} \\ y_{2n} \\ \vdots \\ y_{Jn} \end{pmatrix}$$

on peut écrire les matrices globales :

$$X = (X_1 \ X_2 \ \cdots \ X_N) = (x_{in})_{\substack{1 \leq i \leq I \\ 1 \leq n \leq N}} \text{ et } Y = (Y_1 \ Y_2 \ \cdots \ Y_N) = (y_{jn})_{\substack{1 \leq j \leq J \\ 1 \leq n \leq N}}$$

La formulation matricielle du modèle DEA-CCR en orientation output devient alors :

$$\begin{aligned} \max_{U_m, V_m} z_m &= V_m^t \cdot Y_m \\ \begin{cases} U_m^t \cdot X_m = 1 \\ V_m^t \cdot Y - U_m^t \cdot X \leq 0 \\ U_m \geq 0, V_m \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

U_m désigne le vecteur des pondérations appliquées aux inputs, tandis que V_m correspond au vecteur des pondérations appliquées aux outputs.

Les solutions optimales issues de ce programme sont notées (z_m^*, U_m^*, V_m^*) , où z_m^* représente le score d'efficacité maximal obtenu pour la DMU considérée, et U_m^*, V_m^* les vecteurs de pondérations optimaux associés.

Définition : Efficience CCR

Une unité de décision DMU_m est considérée comme CCR-efficace lorsqu'elle satisfait simultanément les deux conditions suivantes :

- ✓ Son score optimal est égal à $z_m^* = 1$, ce qui signifie qu'elle se situe sur la frontière d'efficacité.
- ✓ Il existe au moins une solution optimale (U_m^*, V_m^*) telle que les vecteurs de pondérations associés aux inputs et aux outputs vérifient $U_m^* > 0$ et $V_m^* > 0$.

Modèles DEA-CCR des multiplicateurs avec constante ε : Orientation output

$$\begin{aligned} \max_{U_m, V_m} z_m &= V_m^t \cdot Y_m \\ \text{SC} \begin{cases} U_m^t \cdot X_m = 1 \\ V_m^t \cdot Y - U_m^t \cdot X \leq 0 \\ U_m \geq \varepsilon, V_m \geq \varepsilon \end{cases} \end{aligned}$$

Nous présentons ci-après le modèle DEA-CCR en formulation enveloppement et en orientation output, intégrant la constante infinitésimale ε .

Modèle DEA-CCR à Enveloppement et Orientation-Output (avec constante ε)

$$\begin{aligned} \max_{\eta_m, \Gamma, T_I^-, T_J^+} \psi_m &= \eta_m + \varepsilon(E_J \cdot T^+ + E_I \cdot T^-) \\ \begin{cases} X_m = X \cdot \Gamma + T_I^- \\ \eta_m \cdot Y_m = Y \cdot \Gamma - T_J^+ \\ \Gamma \geq 0, T_I^- \geq 0, T_J^+ \geq 0, \eta_m \in \mathbb{R} \end{cases} \end{aligned}$$

Notations

- ✓ $T^+ = (t_1^+, t_2^+, \dots, t_J^+)^t$: vecteur des slacks sur les outputs (déficits),
- ✓ $T^- = (t_1^-, t_2^-, \dots, t_I^-)^t$: vecteur des slacks sur les inputs (excès),
- ✓ $\Gamma = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_N)^t$: vecteur des coefficients d'intensité,
- ✓ $E_I = (1, 1, \dots, 1)^t$: vecteur unitaire de dimension I ,

- ✓ $E_J = (1, 1, \dots, 1)^t$: vecteur unitaire de dimension J ,
- ✓ ε : constante infinitésimale (souvent de l'ordre de 10^{-5} ou 10^{-6}).

Ce modèle d'enveloppement en orientation output vise à maximiser proportionnellement les outputs d'une DMU, tout en prenant en compte les excès d'inputs et les déficits d'outputs à travers les vecteurs T^- et T^+ . L'introduction de la constante ε permet de distinguer les DMU efficaces présentant des slacks non nuls, en garantissant que les pondérations restent strictement positives.

3.2.2. Les modèles DEA-BCC

Rappelons que les modèles DEA-CCR supposent que les unités de décision opèrent dans un environnement à *rendement d'échelle constant*. Banker et al. (1984) ont été les premiers à proposer des modèles qui améliorent les modèles DEA-CCR en prenant en compte les *rendements d'échelle variables*. Leur idée était simple et a consisté à introduire une condition de *convexité* parmi les contraintes des modèles DEA-CCR à Enveloppement. La contrainte de convexité est donnée par $\sum_{n=1}^N \gamma_n = 1$ pour le modèle à Enveloppement et à Orientation-Output. Dans la littérature DEA, les modèles DEA-BCC sont aussi appelés DEA-VRS (rendements d'échelle variables) et les modèles DEA-CCR sont aussi appelés DEA-CRS (rendements d'échelle constants).

Modèles DEA-BCC à Enveloppement et à Orientation output avec constante ε

$$\begin{aligned} \max_{\eta_m, \Gamma, T^+, T^-} \psi_m &= \eta_m + \varepsilon(E_J \cdot T^+ + E_I \cdot T^-) \\ \begin{cases} X_m = X \cdot \Gamma + T^- \\ \eta_m \cdot Y_m = Y \cdot \Gamma - T^+ \\ E \cdot \Gamma = 1 \\ \Gamma \geq 0, T^+ \geq 0, T^- \geq 0, \eta_m \in \mathbb{R} \end{cases} \end{aligned}$$

Notations

- ✓ $S^+ = (s_1^+, s_2^+, \dots, s_J^+)^t$: slacks sur les outputs,
- ✓ $S^- = (s_1^-, s_2^-, \dots, s_I^-)^t$: slacks sur les inputs,
- ✓ $\Lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N)^t$: coefficients d'intensité en orientation input,
- ✓ $T^+ = (t_1^+, t_2^+, \dots, t_J^+)^t$: slacks sur les outputs en orientation output,
- ✓ $T^- = (t_1^-, t_2^-, \dots, t_I^-)^t$: slacks sur les inputs en orientation output,
- ✓ $\Gamma = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_N)^t$: coefficients d'intensité en orientation output,
- ✓ $E_I = (1, 1, \dots, 1)^t$: vecteur unitaire de dimension I ,
- ✓ $E_J = (1, 1, \dots, 1)^t$: vecteur unitaire de dimension J ,
- ✓ $E = (1, 1, \dots, 1)^t$: vecteur unitaire de dimension N .

Efficiency technique, efficiency pure et efficiency d'échelle

Dans le cadre de la méthode DEA, l'évaluation de la performance repose sur deux modèles principaux. Le modèle CCR (rendements d'échelle constants – CRS) mesure une efficacité technique globale, laquelle se décompose en deux dimensions : l'efficacité technique pure, qui traduit la capacité d'une unité à transformer efficacement ses inputs en outputs, et l'efficacité d'échelle, qui reflète l'impact de la taille de production sur la performance. À l'inverse, le modèle BCC (rendements d'échelle variables – VRS) se concentre uniquement sur l'efficacité technique pure, en tenant compte des variations liées à l'échelle d'opération.

Relation entre CCR et BCC :

La relation entre les deux modèles peut être exprimée ainsi :

$$\text{CCR-Efficacité} = (\text{Efficacité d'échelle}) \times (\text{BCC-Efficacité})$$

avec l'inégalité suivante toujours vérifiée :

$$\text{CCR-Efficacité} \leq \text{BCC-Efficacité}$$

L'égalité se produit lorsque l'efficacité d'échelle est égale à 1, c'est-à-dire lorsque la DMU opère à sa taille d'échelle la plus productive.

4. Description des données et choix des variables

4.1. Présentation des agences étudiées

L'échantillon retenu pour cette recherche est composé de 102 agences bancaires, toutes situées dans une zone géographique spécifique regroupant plusieurs villes à forte densité économique. Ces agences appartiennent à une grande banque marocaine, acteur majeur du système financier marocain, dont le réseau est particulièrement représentatif de la dynamique bancaire nationale.

4.2. Choix des inputs et outputs pour l'analyse DEA

Dans le cadre de l'application de la méthode DEA aux agences bancaires, la sélection des variables constitue une étape déterminante. La robustesse des résultats dépend en effet de la capacité des inputs et des outputs retenus à traduire fidèlement la réalité opérationnelle des agences étudiées.

La littérature sur l'efficacité bancaire souligne que ce choix doit répondre à deux critères essentiels :

Représentativité économique : les variables doivent refléter de manière pertinente les ressources mobilisées (coûts financiers, humains et matériels) ainsi que les résultats obtenus (dépôts, crédits, revenus).

Cohérence méthodologique : elles doivent garantir la comparabilité entre agences et assurer la fiabilité des scores calculés, conformément aux standards de la littérature académique.

Ces deux critères orientent directement le choix du cadre conceptuel à adopter. En effet, la littérature distingue principalement deux approches permettant de structurer la sélection des inputs et outputs : l'approche de production et l'approche d'intermédiation. Chacune d'elles traduit différemment la représentativité économique et la cohérence méthodologique, ce qui conditionne leur pertinence selon le contexte d'analyse.

4.2.1. L'approche de production

Cette approche considère la banque comme une entité productive mobilisant des ressources humaines et matérielles pour fournir des services financiers. Sur le plan de la représentativité économique, elle traduit fidèlement l'utilisation des intrants tangibles (charges du personnel, capital physique) et leur transformation en outputs opérationnels (nombre de comptes ouverts, prêts accordés, dépôts collectés). Sur le plan de la cohérence méthodologique, elle permet de comparer les agences en fonction de leur capacité à transformer des ressources similaires en services standardisés, ce qui est pertinent pour une analyse micro-opérationnelle.

4.2.2. L'approche d'intermédiation

À l'inverse, l'approche d'intermédiation conçoit la banque comme un intermédiaire financier dont la mission principale est de collecter des fonds pour les redistribuer sous forme de crédits. Sur le plan de la représentativité économique, elle met en évidence les coûts financiers réels (charges d'exploitation et intérêts versés aux déposants) et les résultats monétaires (volume des crédits octroyés), traduisant la fonction essentielle de financement de l'économie. Sur le plan de la cohérence méthodologique, elle assure une comparabilité robuste entre institutions de tailles et structures différentes, grâce à l'utilisation de variables monétaires homogènes, ce qui renforce la fiabilité des scores DEA.

L'approche de production est adaptée à l'analyse de la performance opérationnelle des agences bancaires, mais elle reste limitée en termes de représentativité économique lorsqu'il s'agit de saisir la fonction financière globale. L'approche d'intermédiation reflète plus fidèlement la mission fondamentale des banques et assure une meilleure cohérence méthodologique pour des comparaisons inter-agences, mais elle peut sous-estimer certains services non financiers (gestion de comptes, moyens de paiement, conseil).

4.2.3. Inputs retenus pour l'analyse

Dans cette étude, trois catégories d'inputs ont été retenues, en cohérence avec la littérature sur l'efficience bancaire et les spécificités du contexte marocain.

Intérêt sur les Comptes d'Épargne CEN : L'intérêt sur les comptes CEN constitue un input financier essentiel dans l'évaluation de l'efficience des agences bancaires. Il est calculé comme

le produit de l'encours CEN (volume de crédits ou dépôts gérés par l'agence) et du taux appliqué (coût de financement associé à ces encours).

$$\text{Intérêt sur CEN} = \text{Encours CEN} \times \text{Taux}$$

Cet indicateur traduit le coût des ressources financières mobilisées par l'agence pour assurer son activité. Plus l'encours est élevé et le taux important, plus la charge financière supportée par l'agence est lourde.

Charge du personnel : La charge du personnel constitue l'un des principaux postes de coûts dans une agence bancaire. Il regroupe l'ensemble des dépenses liées aux ressources humaines, incluant les salaires, primes, cotisations sociales, avantages et autres frais associés à la gestion du personnel. Cet input traduit l'effort humain et organisationnel mobilisé par l'agence pour assurer ses activités quotidiennes : accueil et conseil des clients, gestion des opérations, suivi des crédits, prospection commerciale, ainsi que toutes les tâches administratives et de support.

Loyer et charges diverses : Le poste loyer et charges diverses regroupe l'ensemble des dépenses liées à l'exploitation matérielle et opérationnelle d'une agence bancaire. Il inclut principalement le loyer des locaux, les charges immobilières (entretien, sécurité, électricité, eau, chauffage, etc.), ainsi que les frais généraux nécessaires au fonctionnement quotidien, tels que les fournitures, la maintenance ou les services externes. Cet input traduit la consommation de ressources matérielles et logistiques indispensables à l'activité bancaire.

4.2.4. Outputs retenus pour l'analyse

Quatre variables de sortie ont été sélectionnées. Elles traduisent la production financière et commerciale des agences et permettent de mesurer leur capacité à transformer les ressources mobilisées en résultats tangibles.

Encours des Comptes d'Épargne CEN (Stock CEN) : L'encours des comptes CEN occupe une place centrale. Cet indicateur traduit la capacité d'une agence à mobiliser et gérer efficacement les dépôts et crédits inscrits dans les comptes CEN. Il ne se limite pas à une simple mesure quantitative : il reflète la transformation d'un potentiel de clientèle en encours actifs, c'est-à-dire la conversion des opportunités commerciales en ressources financières tangibles.

Encours des Comptes Courants (CC) : L'encours des comptes courants (CC) constitue un indicateur essentiel de la performance des agences bancaires. Ce ratio permet de mesurer l'efficacité de l'agence dans la gestion des opérations quotidiennes, qui représentent le cœur de l'activité bancaire. Les comptes courants sont en effet utilisés par la clientèle pour des transactions régulières telles que les dépôts, les retraits et les virements. Leur mobilisation traduit directement la vitalité commerciale de l'agence et son dynamisme opérationnel.

Intérêts perçus sur les Crédits à la Consommation (CAC) : L'intérêt perçu sur les crédits à la consommation (CAC) constitue un indicateur fondamental dans l'évaluation de l'efficacité des agences bancaires par la méthode DEA. Il représente directement la rentabilité générée par les prêts accordés aux particuliers pour financer des biens ou services (automobile, équipement domestique, études, etc.). Cet output traduit la contribution des activités de financement à la performance globale de l'agence.

Intérêts perçus sur les Crédits Immobiliers (CI) : L'intérêt perçu sur les crédits immobiliers (CI) correspond aux revenus financiers générés par les prêts accordés pour l'achat, la construction ou la rénovation de biens immobiliers. Cet indicateur est particulièrement pertinent dans l'évaluation de l'efficacité des agences bancaires, car il illustre leur capacité à transformer des opérations de financement de long terme en revenus stables et durables.

Rôle global des outputs

Ces quatre variables de sortie représentent la production financière et commerciale des agences. Elles traduisent à la fois la mobilisation des ressources clients (CEN, CC) et la rentabilité des activités de crédit (CAC, CI). Ces outputs représentent la production financière et commerciale des agences, en cohérence avec l'orientation output du modèle DEA, qui vise à maximiser les résultats pour un niveau donné de ressources.

4.3. Cadre temporel de l'étude : 2020–2024

L'analyse de l'efficacité des agences bancaires marocaines a été conduite sur la période **2020–2024**, correspondant à un intervalle marqué par des évolutions économiques et organisationnelles significatives. Ce choix temporel se justifie par plusieurs considérations méthodologiques et contextuelles. D'une part, les années **2020 et 2021** ont été fortement impactées par la **crise sanitaire liée à la COVID-19**, qui a entraîné une contraction de l'activité économique, une baisse de la demande de crédits et une perturbation des opérations bancaires. D'autre part, les années **2022 à 2024** traduisent une phase de **restructuration et de stabilisation progressive**, marquée par des ajustements organisationnels et une reprise partielle de l'activité.

5. Résultats empiriques et interprétation

L'objectif de cette section est de mesurer l'efficacité relative des 102 agences bancaires, d'identifier les écarts de performance et de dégager des enseignements stratégiques. Nous utilisons les notations suivantes :

- ✓ CRSTE : score d'efficacité technique globale (Constant Returns to Scale).
- ✓ VRSTE : score d'efficacité pure (Variable Returns to Scale).

- ✓ Scale ou SE : mesure de l'efficacité d'échelle, indiquant si l'agence opère sous rendements croissants (IRS), décroissants (DRS) ou constants.

5.1. Évaluation annuelle de l'efficacité bancaire entre 2020 et 2024

5.1.1. Évaluation de l'efficacité bancaire en 2020

Performance globale du réseau en 2020

En 2020, la moyenne des scores des agences bancaires marocaines était :

CRSTE (Constant Return to Scale Technical Efficiency) = 0,600

VRSTE (Variable Return to Scale Technical Efficiency) = 0,713

SE (Scale Efficiency) = 0,822

Ces résultats montrent que les agences n'exploitaient qu'environ 60 % de leur potentiel productif. Si elles avaient toutes opéré sur la frontière efficace, elles auraient pu générer près de 40 % de résultats supplémentaires avec les mêmes ressources.

L'écart entre CRSTE et VRSTE révèle que l'inefficacité provenait surtout de la taille et de l'échelle d'exploitation. L'efficacité managériale (VRSTE = 0,713) était supérieure à l'efficacité globale (CRSTE = 0,600), ce qui suggère une gestion interne correcte mais un dimensionnement organisationnel sous-optimal.

Le score d'efficacité d'échelle (SE = 0,822) indique qu'environ 18 % de productivité étaient perdus à cause d'un dimensionnement inadapté, confirmant la prédominance des rendements décroissants (DRS). À l'inverse, certaines agences en rendements croissants (IRS) pouvaient améliorer leur efficacité en augmentant leur volume d'activité (ex. agences 3, 9, 10, 11, 13, 20).

Pourcentage des agences efficaces en 2020

L'analyse des résultats DEA pour l'année 2020 permet de distinguer plusieurs catégories d'agences selon leur niveau d'efficacité. Le tableau 1 affiche le pourcentage des agences efficaces en 2020.

Tableau 1: Pourcentage des agences efficaces en 2020

Type d'efficacité	Nombre d'agences	Pourcentage du réseau	Interprétation
CRSTE = 1	16 agences	≈ 15,7 %	Ces agences sont globalement efficaces : elles transforment leurs inputs en outputs de manière optimale et se situent sur la frontière efficace. Elles représentent les benchmarks internes du réseau.
VRSTE = 1	34 agences	≈ 33,3 %	Ces agences sont managérialement efficaces : leur gestion interne est correcte, mais leur taille ou échelle d'exploitation n'est pas toujours optimale. Elles montrent que l'inefficacité provient surtout du dimensionnement organisationnel.
CRSTE = 1 et VRSTE = 1	16 agences	≈ 15,7 %	Ce sont les véritables agences efficaces : elles combinent une gestion interne optimale et une taille adéquate. Elles atteignent une efficacité parfaite et doivent servir de références stratégiques.

Typologie des inefficacités en 2020

En comparant les scores de CRSTE (efficacité technique globale) et de VRSTE (efficacité managériale), il est possible de distinguer :

- ✓ Les agences dont l'inefficacité provient principalement du dimensionnement organisationnel,
- ✓ Les agences qui souffrent d'une gestion interne insuffisante,
- ✓ Les agences qui cumulent les deux formes d'inefficacité.

Le tableau suivant affiche le pourcentage des agences inefficaces en 2020.

Tableau 2 : Pourcentage des agences inefficaces en 2020

Type d'inefficacité	Critère	Nombre d'agences	Pourcentage	Interprétation
Inefficacité CRSTE uniquement	CRSTE < 1 et VRSTE = 1	18 agences	≈ 17,6 %	Ces agences sont managérialement correctes mais globalement inefficaces. Le problème vient du dimensionnement organisationnel (taille trop grande ou trop petite).
Inefficacité VRSTE uniquement	VRSTE < 1 et CRSTE = 1	0 agence	0 %	Ce cas n'existe pas en 2020. Aucune agence n'était globalement efficace sans être managérialement efficace. Cela confirme que la gestion interne est une condition nécessaire pour atteindre l'efficacité totale.
Inefficacité combinée (CRSTE et VRSTE)	CRSTE < 1 et VRSTE < 1	68 agences	≈ 66,7 %	La majorité du réseau souffre d'une double inefficacité : à la fois une gestion interne insuffisante et un dimensionnement non optimal. Ce sont les agences les plus problématiques.

La majorité des agences ($\approx 67\%$) cumulent une inefficience managériale et organisationnelle, ce qui traduit des problèmes structurels profonds. Les agences efficaces uniquement en VRSTE ($\approx 18\%$) montrent que la gestion interne est correcte, mais que la taille des structures doit être ajustée. L'absence d'agences efficaces uniquement en CRSTE confirme que sans une bonne gestion interne, l'efficacité globale est impossible.

Rendements d'échelle en 2020

En 2020, l'examen des rendements d'échelle appliqué à l'échantillon des 102 agences révèle une répartition en trois groupes distincts. La majorité, soit environ 70 agences ($\approx 68,6\%$), opéraient sous rendements décroissants (DRS). Cela traduit un surdimensionnement

l'augmentation des ressources mobilisées (charges du personnel, loyers, intérêts sur CEN) ne produisait pas une hausse proportionnelle des résultats financiers, ce qui limitait leur efficacité. À l'inverse, 16 agences ($\approx 15,7\%$) se trouvaient en rendements croissants (IRS). Ces structures étaient sous-dimensionnées et pouvaient améliorer leur efficacité en augmentant leur volume d'activité, car elles n'exploitaient pas encore pleinement leurs capacités productives.

Enfin, 16 agences ($\approx 15,7\%$) opéraient sous rendements constants (CRS). Elles fonctionnaient à une taille optimale et incarnaient des benchmarks internes, démontrant qu'il est possible d'atteindre une efficacité parfaite en combinant une gestion interne efficace et un dimensionnement adéquat.

En résumé, la prédominance des DRS souligne que la plupart des agences de l'échantillon étaient surdimensionnées, tandis que les IRS représentaient des potentiels de croissance et les CRS des modèles de performance à suivre.

5.1.2. Évaluation de l'efficacité bancaire en 2021

Performance globale du réseau en 2021

En 2021, la moyenne des scores des 102 agences étudiées était :

CRSTE (Constant Return to Scale Technical Efficiency) = 0,539

VRSTE (Variable Return to Scale Technical Efficiency) = 0,677

SE (Scale Efficiency) = 0,784

Ces résultats montrent que les agences n'exploitaient qu'environ 54 % de leur potentiel productif. Si elles avaient toutes opéré sur la frontière efficace, elles auraient pu générer près de 46 % de résultats supplémentaires avec les mêmes ressources.

L'écart entre CRSTE et VRSTE révèle que l'inefficacité provenait surtout de la taille et de l'échelle d'exploitation. L'efficacité managériale (VRSTE = 0,677) était supérieure à

l'efficacité globale (CRSTE = 0,539), ce qui suggère une gestion interne relativement correcte mais un dimensionnement organisationnel sous-optimal.

Le score d'efficacité d'échelle (SE = 0,784) indique qu'environ 22 % de productivité étaient perdus à cause d'un dimensionnement inadapté, confirmant la prédominance des rendements décroissants (DRS). À l'inverse, certaines agences en rendements croissants (IRS) pouvaient améliorer leur efficacité en augmentant leur volume d'activité (ex. agences 3, 10, 11, 12, 16, 21, 47, 51).

Pourcentage des agences efficaces en 2021

L'analyse des résultats DEA pour l'année 2021 permet de distinguer plusieurs catégories d'agences selon leur niveau d'efficacité. Le tableau suivant affiche le pourcentage des agences efficaces en 2021.

Tableau 3: Pourcentage des agences efficaces en 2021

Type d'efficacité	Nombre d'agences	Pourcentage de l'échantillon	Interprétation
CRSTE = 1	7 agences	≈ 6,9 %	Ces agences étaient globalement efficaces : elles transformaient leurs inputs en outputs de manière optimale et se situaient sur la frontière efficace.
VRSTE = 1	22 agences	≈ 21,6 %	Ces agences étaient managérialement efficaces : leur gestion interne était correcte, mais leur taille ou échelle d'exploitation n'était pas toujours optimale.
CRSTE = 1 et VRSTE = 1 (les deux)	7 agences	≈ 6,9 %	Ce sont les véritables agences efficaces : elles combinaient une gestion interne optimale et une taille adéquate. Elles atteignaient une efficacité parfaite et servaient de références stratégiques.

Typologie des inefficiences en 2021

Le tableau suivant affiche le pourcentage des agences inefficaces en 2021.

Tableau 4: Pourcentage des agences inefficaces en 2021

Type d'inefficacité	Critère	Nombre d'agences	Pourcentage	Interprétation
Inefficacité CRSTE uniquement	CRSTE < 1 et VRSTE = 1	15 agences	≈ 14,7 %	Ces agences étaient managérialement correctes mais globalement inefficaces. Le problème venait du dimensionnement organisationnel (taille trop grande ou trop petite).
Inefficacité VRSTE uniquement	VRSTE < 1 et CRSTE = 1	0 agence	0 %	Ce cas n'existait pas en 2021. Aucune agence n'était globalement efficace sans être managérialement efficace. Cela confirmait que la gestion interne

Type d'inefficience	Critère	Nombre d'agences	Pourcentage	Interprétation
				était une condition nécessaire pour atteindre l'efficacité totale.
Inefficacité combinée (CRSTE et VRSTE)	CRSTE < 1 et VRSTE < 1	80 agences	≈ 78,4 %	La majorité des agences souffraient d'une double inefficience : à la fois une gestion interne insuffisante et un dimensionnement non optimal.

La majorité des agences (≈ 78 %) cumulaient une inefficience managériale et organisationnelle, traduisant des problèmes structurels profonds. Les agences efficaces uniquement en VRSTE (≈ 15 %) montraient que la gestion interne était correcte, mais que la taille des structures devait être ajustée. L'absence d'agences efficaces uniquement en CRSTE confirmait que sans une bonne gestion interne, l'efficacité globale était impossible.

Rendements d'échelle en 2021

En 2021, l'examen des rendements d'échelle appliqué à l'échantillon des 102 agences révèle une répartition en trois groupes distincts :

- ✓ DRS (rendements décroissants) : environ 72 agences (≈ 70,6 %) étaient surdimensionnées. L'augmentation des ressources mobilisées ne produisait pas une hausse proportionnelle des résultats financiers.
- ✓ IRS (rendements croissants) : 23 agences (≈ 22,5 %) étaient sous-dimensionnées et pouvaient améliorer leur efficacité en augmentant leur volume d'activité.
- ✓ CRS (rendements constants) : 7 agences (≈ 6,9 %) opéraient à une taille optimale et incarnaient des benchmarks internes.

5.1.3. Évaluation de l'efficacité bancaire en 2022

Performance globale du réseau en 2022

En 2022, la moyenne des scores des 102 agences étudiées était :

CRSTE (Constant Return to Scale Technical Efficiency) = 0,480

VRSTE (Variable Return to Scale Technical Efficiency) = 0,631

SE (Scale Efficiency) = 0,733

Ces résultats montrent que les agences n'exploitaient qu'environ 48 % de leur potentiel productif. Si elles avaient toutes opéré sur la frontière efficace, elles auraient pu générer près de 52 % de résultats supplémentaires avec les mêmes ressources.

L'écart entre CRSTE et VRSTE révèle que l'inefficience provenait surtout de la taille et de l'échelle d'exploitation. L'efficacité managériale (VRSTE = 0,631) était supérieure à

l'efficacité globale (CRSTE = 0,480), ce qui suggère une gestion interne relativement correcte mais un dimensionnement organisationnel sous-optimal.

Le score d'efficacité d'échelle (SE = 0,733) indique qu'environ 27 % de productivité étaient perdus à cause d'un dimensionnement inadapté, confirmant la prédominance des rendements décroissants (DRS). À l'inverse, certaines agences en rendements croissants (IRS) pouvaient améliorer leur efficacité en augmentant leur volume d'activité (ex. agences 10, 11, 12, 14, 16, 20, 21, 35, 47, 50, 52, 77, 84, 88).

Pourcentage des agences efficaces en 2022

L'analyse des résultats DEA pour l'année 2022 permet de distinguer plusieurs catégories d'agences selon leur niveau d'efficacité. Le tableau suivant affiche le pourcentage des agences efficaces en 2022.

Tableau 5: Pourcentage des agences efficaces en 2022

Type d'efficacité	Nombre d'agences	Pourcentage de l'échantillon	Interprétation
CRSTE = 1	6 agences	≈ 5,9 %	Ces agences étaient globalement efficaces : elles transformaient leurs inputs en outputs de manière optimale et se situaient sur la frontière efficace.
VRSTE = 1	13 agences	≈ 12,7 %	Ces agences étaient managérialement efficaces : leur gestion interne était correcte, mais leur taille ou échelle d'exploitation n'était pas toujours optimale.
CRSTE = 1 et VRSTE = 1 (les deux)	6 agences	≈ 5,9 %	Ce sont les véritables agences efficaces : elles combinaient une gestion interne optimale et une taille adéquate. Elles atteignaient une efficacité parfaite et servaient de références stratégiques.

Typologie des inefficiences en 2022

Le tableau suivant affiche le pourcentage des agences inefficaces en 2022.

Tableau 6: Pourcentage des agences inefficaces en 2022

Type d'inefficacité	Critère	Nombre d'agences	Pourcentage	Interprétation
Inefficacité CRSTE uniquement	CRSTE < 1 et VRSTE = 1	7 agences	≈ 6,9 %	Ces agences étaient managérialement correctes mais globalement inefficaces. Le problème venait du dimensionnement organisationnel.
Inefficacité VRSTE uniquement	VRSTE < 1 et CRSTE = 1	0 agence	0 %	Ce cas n'existait pas en 2022. Aucune agence n'était globalement

Type d'inefficience	Critère	Nombre d'agences	Pourcentage	Interprétation
				efficace sans être managériale efficace.
Inefficience combinée (CRSTE et VRSTE)	$CRSTE < 1$ et $VRSTE < 1$	89 agences	$\approx 87,3 \%$	La grande majorité des agences souffraient d'une double inefficience : à la fois une gestion interne insuffisante et un dimensionnement non optimal.

La majorité des agences ($\approx 87 \%$) cumulaient une inefficience managériale et organisationnelle, traduisant des problèmes structurels profonds. Les agences efficaces uniquement en VRSTE ($\approx 7 \%$) montraient que la gestion interne était correcte, mais que la taille des structures devait être ajustée. L'absence d'agences efficaces uniquement en CRSTE confirmait que sans une bonne gestion interne, l'efficacité globale était impossible.

Rendements d'échelle en 2022

En 2022, l'examen des rendements d'échelle appliqué à l'échantillon des 102 agences révèle une répartition en trois groupes distincts :

- ✓ DRS (rendements décroissants) : environ 79 agences ($\approx 77,5 \%$) étaient surdimensionnées. L'augmentation des ressources mobilisées ne produisait pas une hausse proportionnelle des résultats financiers.
- ✓ IRS (rendements croissants) : 17 agences ($\approx 16,7 \%$) étaient sous-dimensionnées et pouvaient améliorer leur efficacité en augmentant leur volume d'activité.
- ✓ CRS (rendements constants) : 6 agences ($\approx 5,9 \%$) opéraient à une taille optimale et incarnaient des benchmarks internes.

5.1.4. Évaluation de l'efficacité bancaire en 2023

Performance globale du réseau en 2023

En 2023, la moyenne des scores des 102 agences étudiées était :

CRSTE (Constant Return to Scale Technical Efficiency) = 0,438

VRSTE (Variable Return to Scale Technical Efficiency) = 0,639

SE (Scale Efficiency) = 0,650

Ces résultats montrent que les agences n'exploitaient qu'environ 44 % de leur potentiel productif. Si elles avaient toutes opéré sur la frontière efficace, elles auraient pu générer près de 56 % de résultats supplémentaires avec les mêmes ressources.

L'écart entre CRSTE et VRSTE révèle que l'inefficience provenait surtout de la taille et de l'échelle d'exploitation. L'efficacité managériale (VRSTE = 0,639) était supérieure à

l'efficacité globale (CRSTE = 0,438), ce qui suggère une gestion interne relativement correcte mais un dimensionnement organisationnel fortement sous-optimal.

Le score d'efficacité d'échelle (SE = 0,650) indique qu'environ 35 % de productivité étaient perdus à cause d'un dimensionnement inadapté, confirmant la prédominance des rendements décroissants (DRS). À l'inverse, certaines agences en rendements croissants (IRS) pouvaient améliorer leur efficacité en augmentant leur volume d'activité (ex. agences 4, 10, 11, 12, 14, 16, 20, 21, 35, 47, 50, 51, 52, 88).

Pourcentage des agences efficaces en 2023

L'analyse des résultats DEA pour l'année 2023 permet de distinguer plusieurs catégories d'agences selon leur niveau d'efficacité. Le tableau suivant affiche le pourcentage des agences efficaces en 2023.

Tableau :7 Pourcentage des agences efficaces en 2023

Type d'efficacité	Nombre d'agences	Pourcentage de l'échantillon	Interprétation
CRSTE = 1	6 agences	≈ 5,9 %	Ces agences étaient globalement efficaces : elles transformaient leurs inputs en outputs de manière optimale et se situaient sur la frontière efficace.
VRSTE = 1	15 agences	≈ 14,7 %	Ces agences étaient managérialement efficaces : leur gestion interne était correcte, mais leur taille ou échelle d'exploitation n'était pas toujours optimale.
CRSTE = 1 et VRSTE = 1 (les deux)	6 agences	≈ 5,9 %	Ce sont les véritables agences efficaces : elles combinaient une gestion interne optimale et une taille adéquate. Elles atteignaient une efficacité parfaite et servaient de références stratégiques.

Typologie des inefficiences en 2023

Le tableau suivant affiche le pourcentage des agences inefficaces en 2023.

Tableau 8: Pourcentage des agences inefficaces en 2023

Type d'inefficacité	Critère	Nombre d'agences	Pourcentage	Interprétation
Inefficacité CRSTE uniquement	CRSTE < 1 et VRSTE = 1	9 agences	≈ 8,8 %	Ces agences étaient managérialement correctes mais globalement inefficaces. Le problème venait du dimensionnement organisationnel.
Inefficacité VRSTE uniquement	VRSTE < 1 et CRSTE = 1	0 agence	0 %	Ce cas n'existait pas en 2023. Aucune agence n'était globalement efficace sans être managérialement efficace.

Type d'inefficience	Critère	Nombre d'agences	Pourcentage	Interprétation
Inefficience combinée (CRSTE et VRSTE)	$CRSTE < 1$ et $VRSTE < 1$	87 agences	$\approx 85,3 \%$	La grande majorité des agences souffraient d'une double inefficience : à la fois une gestion interne insuffisante et un dimensionnement non optimal.

La majorité des agences ($\approx 85 \%$) cumulaient une inefficience managériale et organisationnelle, traduisant des problèmes structurels profonds. Les agences efficaces uniquement en VRSTE ($\approx 9 \%$) montraient que la gestion interne était correcte, mais que la taille des structures devait être ajustée. L'absence d'agences efficaces uniquement en CRSTE confirmait que sans une bonne gestion interne, l'efficacité globale était impossible.

Rendements d'échelle en 2023

En 2023, l'examen des rendements d'échelle appliqué à l'échantillon des 102 agences révèle une répartition en trois groupes distincts :

- ✓ DRS (rendements décroissants) : environ 81 agences ($\approx 79,4 \%$) étaient surdimensionnées. L'augmentation des ressources mobilisées ne produisait pas une hausse proportionnelle des résultats financiers.
- ✓ IRS (rendements croissants) : 15 agences ($\approx 14,7 \%$) étaient sous-dimensionnées et pouvaient améliorer leur efficacité en augmentant leur volume d'activité.
- ✓ CRS (rendements constants) : 6 agences ($\approx 5,9 \%$) opéraient à une taille optimale et incarnaient des benchmarks internes.

5.1.5. Évaluation de l'efficacité bancaire en 2024

Performance globale du réseau en 2024

En 2024, la moyenne des scores des 102 agences étudiées était :

CRSTE (Constant Return to Scale Technical Efficiency) = 0,547

VRSTE (Variable Return to Scale Technical Efficiency) = 0,705

SE (Scale Efficiency) = 0,759

Ces résultats montrent que les agences n'exploitaient qu'environ 55 % de leur potentiel productif. Si elles avaient toutes opéré sur la frontière efficace, elles auraient pu générer près de 45 % de résultats supplémentaires avec les mêmes ressources.

L'écart entre CRSTE et VRSTE révèle que l'inefficacité provenait surtout de la taille et de l'échelle d'exploitation. L'efficacité managériale (VRSTE = 0,705) était supérieure à l'efficacité globale (CRSTE = 0,547), ce qui suggère une gestion interne relativement correcte mais un dimensionnement organisationnel encore imparfait.

Le score d'efficacité d'échelle ($SE = 0,759$) indique qu'environ 24 % de productivité étaient perdus à cause d'un dimensionnement inadapté, confirmant la prédominance des rendements décroissants (DRS). À l'inverse, certaines agences en rendements croissants (IRS) pouvaient améliorer leur efficacité en augmentant leur volume d'activité (ex. agences 1, 2, 3, 4, 10, 11, 14, 16, 20, 21, 33, 47, 53, 67, 77, 83, 84).

Pourcentage des agences efficaces en 2024

L'analyse des résultats DEA pour l'année 2024 permet de distinguer plusieurs catégories d'agences selon leur niveau d'efficacité. Le tableau suivant affiche le pourcentage des agences efficaces en 2024.

Tableau 9: Pourcentage des agences efficaces en 2024

Type d'efficacité	Nombre d'agences	Pourcentage de l'échantillon	Interprétation
CRSTE = 1	9 agences	≈ 8,8 %	Ces agences étaient globalement efficaces : elles transformaient leurs inputs en outputs de manière optimale et se situaient sur la frontière efficace.
VRSTE = 1	19 agences	≈ 18,6 %	Ces agences étaient managérialement efficaces : leur gestion interne était correcte, mais leur taille ou échelle d'exploitation n'était pas toujours optimale.
CRSTE = 1 et VRSTE = 1 (les deux)	9 agences	≈ 8,8 %	Ce sont les véritables agences efficaces : elles combinaient une gestion interne optimale et une taille adéquate. Elles atteignaient une efficacité parfaite et servaient de références stratégiques.

Typologie des inefficiences en 2024

Le tableau suivant affiche le pourcentage des agences inefficaces en 2024.

Tableau 10: Pourcentage des agences inefficaces en 2024

Type d'inefficacité	Critère	Nombre d'agences	Pourcentage	Interprétation
Inefficacité CRSTE uniquement	CRSTE < 1 et VRSTE = 1	10 agences	≈ 9,8 %	Ces agences étaient managérialement correctes mais globalement inefficaces. Le problème venait du dimensionnement organisationnel.
Inefficacité VRSTE uniquement	VRSTE < 1 et CRSTE = 1	0 agence	0 %	Ce cas n'existait pas en 2024. Aucune agence n'était globalement efficace sans être managérialement efficace.
Inefficacité combinée (CRSTE et VRSTE)	CRSTE < 1 et VRSTE < 1	83 agences	≈ 81,4 %	La grande majorité des agences souffraient d'une double inefficacité : à la fois une gestion interne insuffisante et un dimensionnement non optimal.

La majorité des agences ($\approx 81\%$) cumulaient une inefficience managériale et organisationnelle, traduisant des problèmes structurels persistants. Les agences efficaces uniquement en VRSTE ($\approx 10\%$) montraient que la gestion interne était correcte, mais que la taille des structures devait être ajustée. L'absence d'agences efficaces uniquement en CRSTE confirmait que sans une bonne gestion interne, l'efficacité globale était impossible.

Rendements d'échelle en 2024

En 2024, l'examen des rendements d'échelle appliqué à l'échantillon des 102 agences révèle une répartition en trois groupes distincts :

- ✓ DRS (rendements décroissants) : environ 76 agences ($\approx 74,5\%$) étaient surdimensionnées. L'augmentation des ressources mobilisées ne produisait pas une hausse proportionnelle des résultats financiers.
- ✓ IRS (rendements croissants) : 17 agences ($\approx 16,7\%$) étaient sous-dimensionnées et pouvaient améliorer leur efficacité en augmentant leur volume d'activité.
- ✓ CRS (rendements constants) : 9 agences ($\approx 8,8\%$) opéraient à une taille optimale et incarnaient des benchmarks internes.

4.2 Évolution des moyennes annuelles des scores d'efficacité (2020–2024)

Les résultats issus de l'application de la méthode DEA aux 102 agences bancaires marocaines révèlent une dynamique contrastée au cours de la période étudiée. Les moyennes annuelles des scores sont les suivantes :

2020 : CRSTE = 0,600 ; VRSTE = 0,713 ; Scale = 0,822.

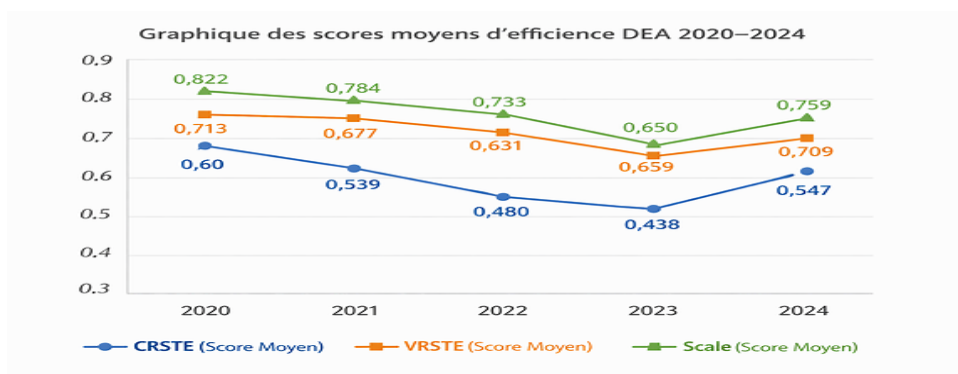
2021 : CRSTE = 0,539 ; VRSTE = 0,677 ; Scale = 0,784.

2022 : CRSTE = 0,480 ; VRSTE = 0,631 ; Scale = 0,733.

2023 : CRSTE = 0,438 ; VRSTE = 0,639 ; Scale = 0,650.

2024 : CRSTE = 0,547 ; VRSTE = 0,705 ; Scale = 0,759.

Le graphique suivant montre l'évolution des scores moyens d'efficacité des 102 agences bancaires marocaines selon trois dimensions.



Évolution globale

Entre 2020 et 2023, les scores CRSTE ont chuté de 0,600 à 0,438, soit une perte de près de 30 % de performance technique globale. Cette baisse traduit une fragilisation structurelle du réseau bancaire, liée à des coûts fixes élevés, une organisation interne lourde et une faible capacité d'adaptation.

La reprise en 2024 (0,547) marque une stabilisation partielle, mais reste inférieure aux niveaux observés en 2020. Cela montre que les agences ont amorcé un redressement, mais que la trajectoire reste fragile et dépendante de réformes structurelles.

Effet COVID et ajustements organisationnels

La période 2020–2021 correspond à l'impact direct de la crise sanitaire mondiale, qui a entraîné :

- ✓ une contraction de l'activité bancaire,
- ✓ une baisse généralisée des scores moyens,
- ✓ une pression accrue sur les coûts fixes (personnel, loyers, charges financières).

Les années 2022–2023 ont prolongé cette tendance négative, révélant des difficultés d'adaptation organisationnelle et une lenteur dans la mise en œuvre des réformes.

La remontée en 2024 reflète les premiers effets des politiques de redressement :

- ✓ digitalisation des services bancaires,
- ✓ rationalisation des coûts fixes,
- ✓ optimisation des ressources humaines et matérielles,

Rendements d'échelle

- ✓ IRS – Rendements croissants : agences sous-dimensionnées, qui auraient gagné en efficacité en augmentant leur taille ou leur volume d'activité (ex. firmes 3, 10, 16, 20, 21, 33, 47, 67, 77, 83, 84).
- ✓ DRS – Rendements décroissants : agences surdimensionnées, pénalisées par des coûts fixes trop élevés et une organisation trop lourde (ex. firmes 2, 6, 7, 40, 59, 97).
- ✓ CRS – Rendements constants : agences à taille optimale, constituant des références internes (ex. firmes 12, 17, 27, 48, 50, 55, 56, 66, 78, 79, 86, 88).

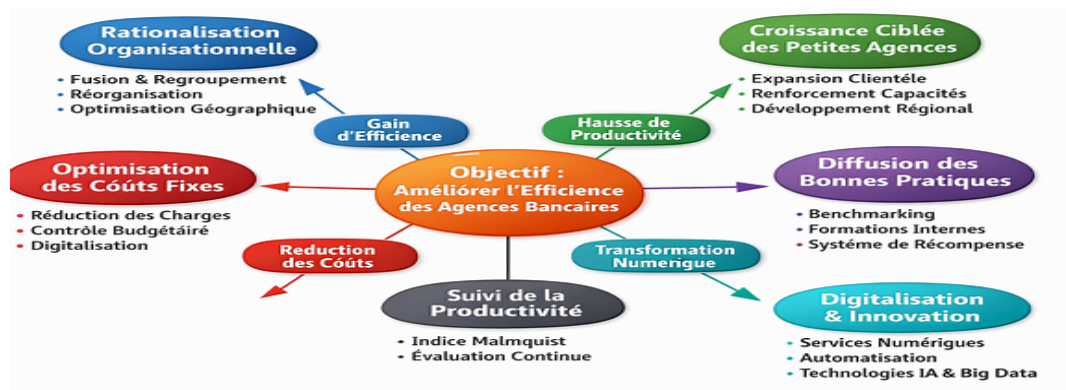
Discussion stratégique

- ✓ Benchmarking : les agences efficaces devaient servir de modèles pour diffuser les bonnes pratiques et homogénéiser les performances.

- ✓ Redimensionnement : les agences surdimensionnées devaient envisager des politiques de rationalisation, tandis que les petites agences en IRS devaient accroître leur volume d'activité.
- ✓ Impact COVID : la baisse généralisée des scores en 2020–2021 confirme l'effet négatif de la crise sanitaire sur l'activité bancaire.
- ✓ Perspectives Malmquist : l'intégration d'un indice de productivité Malmquist permettrait d'analyser la dynamique de productivité entre 2020 et 2024, au-delà des scores statiques.

Afin de traduire visuellement les enseignements stratégiques issus de l'évolution des scores d'efficience entre 2020 et 2024, la carte conceptuelle suivante illustre l'articulation des principaux axes d'action autour d'un objectif central : améliorer durablement l'efficience des agences bancaires.

Carte conceptuelle des stratégies de l'amélioration de l'efficience des agences bancaires



La carte conceptuelle illustre six recommandations stratégiques articulées autour d'un objectif central : améliorer durablement l'efficience des agences bancaires.

- ✓ Rationalisation organisationnelle : réduction des coûts fixes et simplification des structures.
- ✓ Croissance ciblée des petites agences : exploitation du potentiel des agences sous-dimensionnées pour accroître la productivité.
- ✓ Optimisation des coûts fixes : renforcement de la rentabilité par un contrôle budgétaire et la digitalisation.
- ✓ Diffusion des bonnes pratiques : homogénéisation des performances grâce au benchmarking et au partage d'expériences.
- ✓ Digitalisation et innovation : levier de transformation structurelle et technologique.
- ✓ Suivi dynamique de la productivité : évaluation continue et prospective des gains d'efficience.

Conclusion

L'application de la méthode DEA aux 102 agences d'une banque marocaine sur la période 2020–2024 a permis de mettre en évidence des résultats riches et contrastés. L'échantillon étudié, limité à une seule institution mais représentatif par la diversité de ses agences urbaines, semi-urbaines et périphériques, a révélé des dynamiques internes qui traduisent à la fois la résilience de l'organisation et ses faiblesses structurelles persistantes.

En 2020, première année de l'étude, les scores moyens étaient de $CRSTE = 0,600$, $VRSTE = 0,713$ et $SE = 0,822$. Ces résultats traduisent une exploitation limitée du potentiel productif des agences, avec seulement 60 % de performance atteinte par rapport à la frontière efficiente. L'écart entre $CRSTE$ et $VRSTE$ montre que la gestion interne était relativement correcte, mais que le dimensionnement organisationnel restait inadapté. La majorité des agences se trouvaient en rendements décroissants, confirmant un surdimensionnement structurel.

En 2021, l'impact prolongé de la crise sanitaire s'est accentué. La moyenne $CRSTE$ est tombée à environ 0,539, ce qui indique une aggravation de l'inefficience globale. Les agences ont eu du mal à retrouver un niveau d'efficacité satisfaisant, malgré une gestion interne qui restait meilleure que l'efficacité technique globale. Cette année illustre la fragilité de l'institution face aux chocs externes.

En 2022, une phase de stabilisation progressive est observée. La moyenne $CRSTE$ est remontée légèrement à 0,547, traduisant une reprise timide. Cette amélioration reste limitée, mais elle marque le début d'une restructuration interne et d'un redéploiement des ressources. Les agences commencent à corriger partiellement leurs inefficiences, sans toutefois atteindre un niveau optimal.

En 2023, les résultats montrent une nouvelle baisse, avec une moyenne $CRSTE$ d'environ 0,480. Cette diminution traduit la persistance des inefficiences structurelles et organisationnelles. Malgré les efforts de rationalisation, la majorité des agences n'ont pas réussi à améliorer durablement leur efficacité. L'année confirme que les problèmes sont plus profonds et nécessitent des réformes structurelles.

En 2024, une reprise plus nette est observée, mais la moyenne $CRSTE$ reste faible, autour de 0,438. Ce score, inférieur à celui de 2020, montre que la résilience des agences est partielle et que les ajustements organisationnels n'ont pas encore produit les effets attendus. L'efficacité managériale demeure supérieure à l'efficacité globale, mais le dimensionnement reste le principal frein.

Sur l'ensemble de la période 2020–2024, les scores moyens oscillent entre 0,438 et 0,600, ce qui traduit une efficacité globale insuffisante. La gestion interne (VRSTE) apparaît généralement meilleure que l'efficacité technique globale (CRSTE), mais le problème majeur reste lié au dimensionnement organisationnel et aux rendements d'échelle. La majorité des agences se trouvent en situation d'inefficacité combinée, confirmant que des ajustements structurels sont indispensables.

En définitive, l'étude des 102 agences d'une banque marocaine révèle une dynamique contrastée : une capacité de résilience face à la crise sanitaire, mais une inefficacité persistante qui limite la performance globale. Les résultats invitent à rationaliser les charges, adapter la taille des agences et diffuser les bonnes pratiques pour améliorer durablement l'efficacité. Ce chapitre confirme la pertinence du DEA comme outil d'évaluation et ouvre la voie à des approfondissements futurs, notamment par l'intégration d'un indice de productivité dynamique afin de mesurer l'évolution de l'efficacité dans le temps et d'évaluer l'impact des transformations structurelles sur la performance globale.

Références

- Aasri, A. R., & Lkoyaali, B. (2021). Efficiency of Moroccan banks: A Data Envelopment Analysis approach. *International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics*, 2(4), 585-596. <https://doi.org/10.5281/zenodo.5149423> ([doi.org in Bing](#))
- Abdulahi, S. M., Yitayaw, M. K., Feyisa, H. L., & Mamo, W. B. (2023). Factor affecting technical efficiency of the banking sector: Evidence from Ethiopia. *Cogent Economics & Finance*, 11(1), Article 2186039. <https://doi.org/10.1080/23322039.2023.2186039> ([doi.org in Bing](#))
- Abdulmalik, M., & Rauf, R. I. (2025). Effectiveness of Using Data Envelopment Analysis (DEA) to Measure Bank Efficiency: A Critical Review. *International Journal of Business and Economics Research*, 14(3), 101-110. <https://doi.org/10.11648/j.ijber.20251403.14>
- Azizi, J., Huseynov, R., & Li, M. (2023). Assessment of risk management and efficiency of bank branches using network data envelopment analysis. *Journal of Governance & Regulation*, 12(4, Special Issue), 214-226. <https://doi.org/10.22495/jgrv12i4siart1>
- Banker R., Charnes R., Cooper W. (1984). Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. *Management Science* vol. 30, pp. 1078-1092.
- Benar, O., Habara, R., & Touati-Tliba, M. (2018). Mesure de la performance des agences bancaires par l'application de la méthode Data Envelopment Analysis (DEA). Mémoire de recherche, École Supérieure de Commerce, Alger. URI: <http://dspace.esc-alger.dz:8080/xmlui/handle/123456789/511>.
- Berger, A. N., Gao, H., Li, X., Peng, Y., & Xie, B. (2025). The Perils of Speed: Branch Expansion and Bank Performance. MPRA Paper No. 125305, University of Munich. Disponible en ligne : <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/125305/>.
- Charnes A., Cooper W., and Rhodes E. (1978). Measuring the Efficiency of Decision Making Units. *European Journal of Operational Research*, 2, 429-444.
- Eken, M. H., & Kale, S. (2017). Measuring bank branch performance using Data Envelopment Analysis (DEA): The case of Turkish bank branches. *Global Journal of Business Management*, 11(2), 1-13. *Management Science Letters*, 5, 1111-1116.
- Melloul, O., & Bayoud, S. (2025). L'évaluation de la performance financière du secteur bancaire participatif au Maroc : Étude empirique via le modèle de CAMEL. *The Economics & Management Review*, 3(1).

Najafi, S. E., & Alem-Tabriz, A. (2025). A novel approach to evaluating bank branch performance: Integrating financial ratios and data envelopment analysis (DEA). *Accounting and Auditing with Application*, 2(3), 190-200.

Sekničková, J., Dočekalová, K., & Kuncová, M. (2026). Comprehensive efficiency evaluation of bank branches using DEA models. *Central European Journal of Operations Research*. DOI: 10.1007/s10100-026-01016-y. Chinese commercial banks. *Journal of Banking & Finance* (Elsevier).

Shaik, A. R. (2022). Measuring efficiency of banks in Saudi Arabia: A data envelopment analysis approach. *Banks and Bank Systems*, 17(4), 61-71. [https://doi.org/10.21511/bbs.17\(4\).2022.06](https://doi.org/10.21511/bbs.17(4).2022.06)

Takbiri, O., Mohammadi, M., & Naderi, B. (2015). The efficiency of bank branches. *Management Science Letters*, 5, 1111–1116. doi:10.5267/j.msl.2015.10.003.

Tang, Y., & Spirzewski, K. (2025). Bank efficiency measurement using DEA model: case study of Bank of Chengdu. SSRN Preprint, University of Warsaw. Disponible en ligne : <https://ssrn.com/abstract=6734314>.

Vidianata, R., & Satria, D. (2021). Analysis of Banking Efficiency in Indonesia: Data Envelopment Analysis Approach. *Advances in Economics, Business and Management Research*, vol. 659, Proceedings of PICEEBA-8. Atlantis Press.

Zhang, Y., Li, H., & Wang, J. (2025). An efficiency score unification method in data envelopment analysis using slack based models with application in banking. *Decision Analytics Journal*, Volume 14, March 2025, Article 100541. Elsevier/ScienceDirect.

Zhu Ning, He Kai, Li Minghui et al. (2025). Cooperative additive SBM network DEA for

Zimková, E., & Pintér, L. (2025). Assessing Efficiency of the European Banking Sectors: an Application of the Network DEA. *Statistika*, 105(2), 165-182. <https://doi.org/10.54694/stat.2024.58>

Zitouni, T. (2016). Mesure de l'efficacité globale des agences bancaires : Application de la méthode de l'Analyse de l'Enveloppement des Données. *International Journal of Advanced Research*, 4(2), 356-370.