



ANALYSE DE LA CONSOMMATION D'ÉLECTRICITÉ À MADAGASCAR (2010–2025) PAR LES MÉTHODES LMDI ET ARDL

¹RASOANAIVO Tovoherery Christo, ¹RANDRIAMBOLOLONA Tovoherizo, ²RAVELOALISON Haja Nirina, ²RAZAFIARISERA Ralay Tiana

1- EDPA -Ecole Doctorale en PHYSIQUE ET APPLICATIONS-UNIVERSITE D'ANTANANARIVO

2- Ecole Doctorale en INGENIERIE ET GEOSCIENCES- UNIVERSITE D'ANTANANARIVO

RESUME

La décomposition Logarithmic Mean Divisia Index (LMDI) et la méthode ARDL (AutoRegressive Distributed Lag) sont deux techniques essentielles pour l'analyse de la consommation d'électricité à Madagascar entre 2010 et 2025. La première s'appuie surtout sur la décomposition additive d'une part en montrant des données quantitatives comme une variation de la consommation allant de 825.9 GWh en 2010 et atteignant 1720 GWh en 2025. D'autre part, la décomposition multiplicative met en évidence que la hausse du nombre d'abonnés est le principal moteur de cette croissance (effet d'activité), vient ensuite l'augmentation de la consommation moyenne par abonné (effet intensité) et finalement une petite part est dû à la modification de la répartition sectorielle (effet structure). L'analyse met en évidence une transition énergétique progressive, marquée par une démocratisation de l'accès à l'électricité et une diversification des usages. L'ARDL met en évidence la relation dynamique de court et long terme entre abonnés et consommation. Les résultats montrent que la croissance est principalement due à l'intensité énergétique et à l'expansion résidentielle, avec une relation de cointégration confirmée entre abonnés et consommation.

Mots-clés : LMDI, ARDL, consommation d'électricité, décomposition énergétique, intensité énergétique, accès à l'énergie.

ABSTRACT

The Logarithmic Mean Divisia Index (LMDI) decomposition and the ARDL (AutoRegressive Distributed Lag) method are two essential techniques for analyzing electricity consumption in Madagascar between 2010 and 2025. The former relies mainly on additive decomposition, on the one hand presenting quantitative data such as a variation in consumption from 825.9 GWh in 2010 to 1,720 GWh in 2025. On the other hand, multiplicative decomposition highlights that the increase in the number of subscribers is the main driver of this growth (activity effect), followed by the rise in average consumption per subscriber (intensity effect), and finally a small share due to changes in sectoral distribution (structure effect). The analysis reveals a progressive energy transition, characterized by the democratization of access to electricity and diversification of uses. The ARDL (AutoRegressive Distributed Lag) method emphasizes the dynamic short- and long-term relationship between subscribers and consumption. The results show that growth is mainly driven by energy intensity and residential expansion, with a confirmed cointegration relationship between subscribers and consumption.

Keywords : LMDI, ARDL, Electricity consumption, Energy decomposition, Energy intensity, Access to energy.

Digital Object Identifier (DOI): <https://doi.org/10.5281/zenodo.22228374>

1. Introduction

L'électricité est un vecteur essentiel du développement économique et social. À Madagascar, l'accès à l'énergie reste limité : en 2020, moins de 30 % de la population disposait d'une connexion au réseau national. Entre 2010 et 2026, le pays connaît une croissance démographique soutenue, une urbanisation rapide et une expansion du réseau électrique, entraînant une hausse notable de la demande. Cependant, comprendre les facteurs explicatifs de cette évolution nécessite une approche analytique rigoureuse. La méthode LMDI, développée par Ang et Zhang (2000) d'une part, permet de décomposer la variation de la consommation en trois effets : activité, structure et intensité tandis que la méthode ARDL d'autre part, permet d'établir une relation de court et long terme entre abonnés et consommation.

2. Méthodologie

2.1 Source des données

Les données proviennent des sources internes comme les bilans énergétiques DGE (2010–2024) et les rapports JIRAMA (2016–2026), ces données sont complétées par AFREC et World Bank. La combinaison de ces données nous permet d'avoir un jeu de données formaté (2010–2026) que nous pourrions importer directement dans R. On a structuré les variables principales pour le modèle ARDL :

Elles comprennent :

- La consommation annuelle (GWh) par secteur.
- Le nombre d'abonnés par secteur.

2.2 Principe de la méthode LMDI

La méthode de décomposition LMDI permet d'identifier les facteurs expliquant l'évolution d'une grandeur, dans notre cas la consommation d'électricité à Madagascar entre 2010 et 2025. Dans cet article, l'analyse porte sur la consommation électrique en fonction du nombre d'abonnés par secteur. L'objectif ne se limite pas à retrouver des résultats chiffrés, mais vise avant tout à structurer une lecture rigoureuse des données obtenues. Il est essentiel de savoir distinguer clairement : une observation directement issue des données ; une interprétation fondée sur la décomposition LMDI ; une hypothèse explicative ; une information nécessitant un approfondissement documentaire ; une conclusion formulée avec prudence scientifique. Cette différenciation est importante afin d'éviter les interprétations hâtives, les conclusions non vérifiées et les confusions entre calcul statistique et explication socio-économique.

L'objectif principal est d'attribuer la variation totale de la consommation à trois effets :

- Effet activité ΔE_{act} : Impact de l'évolution du nombre total d'abonnés.
- Effet structure ΔE_{str} : Impact du changement de répartition des abonnés entre secteurs.
- Effet intensité ΔE_{int} : Impact de la consommation moyenne par abonné.

La décomposition repose sur la relation :

$$\Delta E = \Delta E_{act} + \Delta E_{str} + \Delta E_{int}$$

où chaque effet est calculé à l'aide de la moyenne logarithmique pour éviter les résidus d'erreur.

La décomposition LMDI utilise deux approches dont l'approche additive et l'approche multiplicative. La décomposition additive (1) et (2) a pour avantage d'avoir des mesures en valeur absolue de la consommation. Ces mesures permettent de quantifier directement la contribution de chaque facteur en unités physiques. Cette décomposition est adaptée lorsque l'on veut mesurer l'impact concret sur la consommation.

$$\Delta V^T = V^T - V^0 = \Delta V_{x1} + \Delta V_{x2} + \dots + \Delta V_{xn} \quad (1)$$

$$\Delta V_{xk} = \sum_i \frac{V_i^T - V_i^0}{\ln V_i^T - \ln V_i^0} \ln \left(\frac{x_{k,j}^T}{x_{k,j}^0} \right) \quad (2)$$

Et la décomposition multiplicative (3), (4) et (5) est essentielle pour comparer des dynamiques relatives et analyser des tendances proportionnelles. En voici les équations mathématiques pour cette deuxième distribution :

$$D_{tot} = \frac{V^T}{V^0} = D_{x1} D_{x2} \dots D_{xn} \quad (3)$$

$$D_{xk} = \exp \left(\sum_i \frac{(V_i^T - V_i^0) / (\ln V_i^T - \ln V_i^0)}{(V^T - V^0) / (\ln V^T - \ln V^0)} \ln \left(\frac{x_{k,j}^T}{x_{k,j}^0} \right) \right) \quad (4)$$

$$E = \sum E_i = \sum_i Q \frac{Q_i E_i}{Q} = \sum_i Q C I_i \quad (5)$$

Avec E : consommation totale d'énergie

Q : niveau totale de l'activité

E_i : Consommation d'énergie par le secteur i

Q_i : niveau d'activité pour le secteur i

S_i : part d'activité du secteur i

I_i : Intensité énergétique du secteur i

Ainsi, chaque effet sera déterminé en utilisant ces deux approches. L'additive donne des impacts concrets, la multiplicative des impacts proportionnels.

Le tableau (1) suivant contient quatre secteurs de consommation électrique :

Tableau 1: Secteurs de consommation électrique

Secteur	Signification
Industriels	Abonnés et consommations du secteur industriel
Résidentiels	Abonnés et consommations des ménages
PME/Services	Abonnés et consommations des petites et moyennes entreprises
Services éclairage public	Consommations liées à l'éclairage public

2.3. Principe de la méthode ARDL

Ce modèle ARDL (Autoregressive Distributed Lag) est une méthode économétrique puissante pour analyser les relations de court et long terme entre variables, même lorsqu'elles ont des ordres d'intégration différents (I(0) et I(1)). Le principe consiste à préparer la série temporelle de données à étudier ; dans notre cas la consommation d'électricité à Madagascar depuis l'année 2010. Pour cela, on vérifie sa tendance, choisit ensuite si l'on inclut une constante et/ou une tendance dans les équations de test.

Un modèle ARDL(p,q) s'écrit :

$$Y_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \beta_i Y_{t-i} + \sum_{j=0}^q \gamma_j X_{t-j} + \varepsilon_t \quad (6)$$

- Y_t : variable dépendante (ex. consommation d'électricité).
- X_{t-j} : variables explicatives retardées (abonnés, activité, intensité, structure, accès).
- p,q : nombre de retards choisis via critères AIC (Akaike Information Criterion) /BIC(Bayesian Information Criterion).

Cette méthode suit ensuite les étapes suivantes :

- Tests de stationnarité : Cette méthode repose sur des variables intégrées, il faut que ces variables soient d'ordre 1 ou 2 ; si une variable est intégrée d'ordre 2, les statistiques de cointégration (Bounds test) ne sont plus valides.
- Choix des retards : sélectionner p et q optimaux. En choisissant le critère BIC, on favorise les modèles plus simples.
- Estimation ARDL : calculer les coefficients court terme et long terme. Ces derniers mesurent l'impact immédiat ou transitoire des variations des variables explicatives sur la variable dépendante.
- Bounds test : tester la cointégration en calculant une statistique F sur les coefficients des variables en niveau.
Si $F < I(0)$, pas de cointégration,
si $F > I(1)$, cointégration confirmée,
si $I(0) < F < I(1)$, résultat indéci, on vérifie avec le test sur le terme de correction d'erreur (ECM).
- Interprétation : analyser les effets dynamiques.

Avec le langage R, on peut importer le package « dLagM » pour estimer le modèle ARDL.

La fonction « ardlDlm() » nous permet d'avoir une estimation, la fonction « boundsFtest() » teste la relation long terme et la fonction « longRun() » extrait les coefficients.

3. Résultats

La combinaison des données du bilan énergétique dans le paragraphe 2.1 nous permet d'avoir des données synthétisées dont nous avons représenté sous forme de tableau. Il s'agit de la consommation d'électricité à Madagascar depuis 2010 en GWh répartie dans les secteurs industriels, résidentiels, PME/Services et éclairage public. Le second tableau concerne le nombre total d'abonnés par secteur.

3.1. Décomposition LMDI par secteur

La méthode LMDI décompose la variation totale de consommation d'électricité en facteurs explicatifs :

$$\text{Variation totale} = \text{Effet intensité} + \text{Effet structure} + \text{Effet activité} \quad (7)$$

Analyse LMDI de la Consommation Électrique à Madagascar (2010-2025)

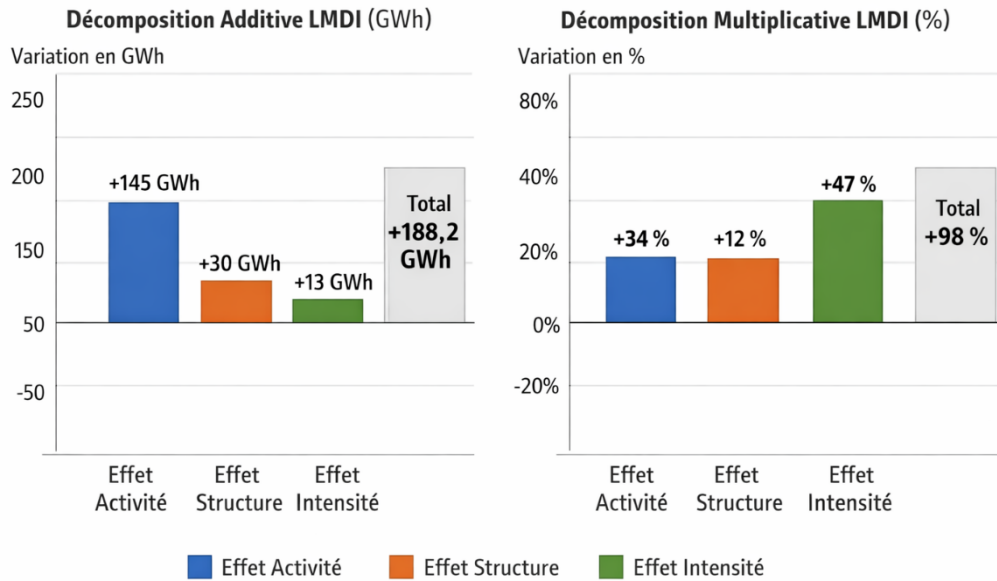


Figure 1: Décomposition additive et multiplicative LMDI de la consommation d'électricité à Madagascar entre 2010 et 2025.

L'équation générale $\Delta E = E_{2025} - E_{2010} = 831.9 GWh$; soit une croissance annuelle de 4.5%.

- **L'effet activité montre une croissance moyenne de 34.4% d'abonnés. C'est le facteur dominant lié à la politique d'électrification rurale et à la croissance urbaine.**

Effet d'activité de la consommation d'électricité à Madagascar (2010–2025)

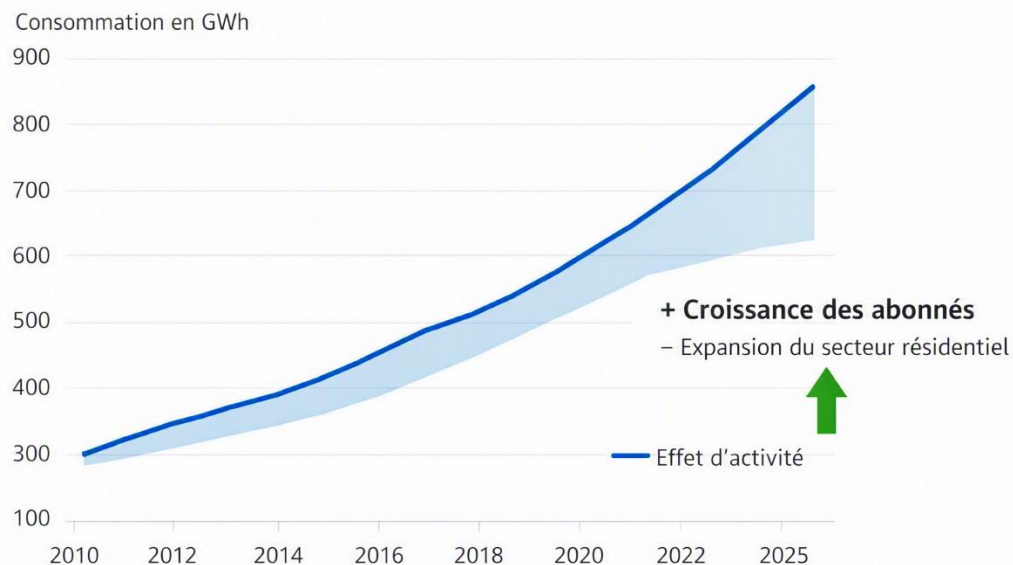


Figure 2: Effet d'activité de la consommation d'électricité à Madagascar

- L'effet structure montre la répartition par secteur décrit par le tableau 2 ci-dessous :
Tableau 2 : effet structure LMDI à Madagascar entre 2010 et 2025

Secteur	Part 2010	Part 2025	Évolution
---------	-----------	-----------	-----------

Industriels	41,4%	36,2%	↓ -5,2 %
Résidentiels	50,9%	55,8%	↑ +4,9 %
PME/Services	6,8%	7,4%	↑ +0,6 %
Éclairage public	0,8%	0,6%	↓ -0,2 %

On constate une tertiarisation progressive de la consommation, en d'autre terme une forte consommation dans le secteur résidentiel.

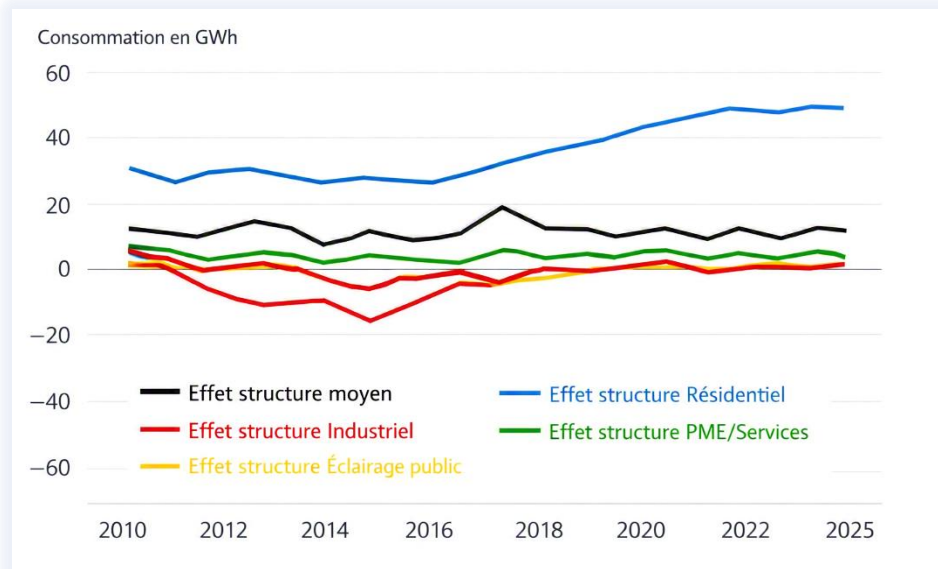


Figure 3: Effet structure moyen et secteurs de la consommation d'électricité à Madagascar (2010-2025)

- L'effet structure moyen reste faible, ce qui montre que la répartition sectorielle n'a pas fortement modifié la consommation totale.
- Le résidentiel est le moteur principal de la structure, avec une part croissante.
- L'industriel perd du poids relatif, tandis que les PME/Services progressent lentement.
- L'éclairage public reste marginal mais traduit une amélioration des infrastructures urbaines.
- L'effet intensité nous montre la consommation moyenne d'électricité par abonné. L'intensité énergétique moyenne par abonné augmente :
 Résidentiels : de 0,35 à 1,85 kWh/abonné.
 Industriels : de 355 à 436 kWh/abonné soit une contribution cumulée de +297 GWh. Cela traduit une hausse de la consommation individuelle due à l'équipement des ménages et à la reprise industrielle.

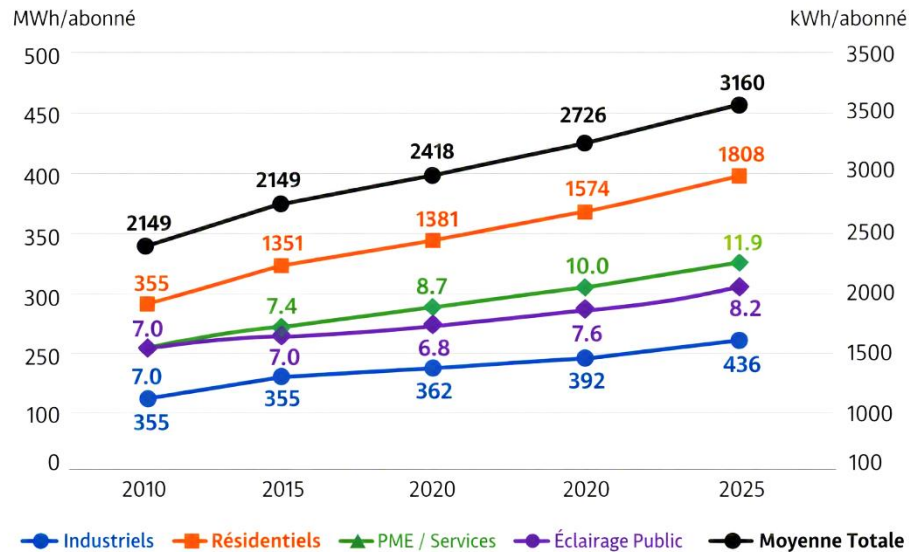


Figure 4: Effet intensité LMDI à Madagascar depuis 2010

Ces courbes confirment que la hausse de la consommation moyenne est un facteur clé de la croissance électrique à Madagascar, surtout dans le secteur résidentiel.

3.2. La méthode ARDL

La croissance de la consommation d'électricité à Madagascar est étroitement liée à l'évolution du nombre d'abonnés, reflet des politiques d'accès et de l'urbanisation. L'objectif de cette étude est d'analyser la stationnarité des séries, d'estimer un modèle ARDL et de vérifier l'existence d'une relation de cointégration entre abonnés et consommation électrique.

On définit la consommation totale C_t comme variable dépendante, et les abonnés par secteur comme variables explicatives. Le modèle $ARDL C_t$ prend alors la forme :

$$C_t = \sum_{i=1}^p \phi_i C_{t-i} + \sum_{j=0}^{q_1} \beta_{1j} Indus_{t-j} + \sum_{k=0}^{q_2} \beta_{2k} Res_{t-k} + \sum_{l=0}^{q_3} \beta_{3l} PME_{t-l} + \sum_{m=0}^{q_4} \beta_{4m} Ecl_{t-m} + \varepsilon_t \quad (8)$$

- C_t = consommation totale d'électricité (GWh)
- Indust, Rest, PMEt, Eclt = abonnés par secteur
- ϕ = terme d'erreur (écart temporaire de court terme)
- β_i = coefficients de long terme estimés
- ε = constante

3.2.1. Test de stationnarité

Il est nécessaire de vérifier si les données sont stationnaires ou non, car il y a une possibilité de régression fallacieuse. Il existe de nombreuses façons de vérifier la stationnarité des données. L'approche standard d'une série temporelle est par le test de racine unitaire. Parmi les différents tests, le test ADF (Augmented Dickey-Fuller) qui est fortement utilisé (Adenutsi, 2010 ; Islam & Nasrin, 2015).

Les tableaux suivants montrent le test de racine unitaire augmentée de Dickey Fuller utilisant la variable dépendante : la consommation totale.

Tableau 3: résidus de la consommation totale

Min	1Q	Median	3Q	Max
-11.926	-5.552	-1.766	5.229	15.487

Tableau 4: Coefficients de la consommation totale

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	-8.22268	12.17087	-0.676	0.513245
z.lag.1	0.08678	0.01269	6.839	2.8e-05***
z.diff.lag	-0.65296	0.11910	-5.482	0.000191***

□ Les coefficients significatifs sont $z.lag.1$ et $z.diff.lag$, ce qui suggère que la série dépend fortement de ses valeurs passées et de ses différences passées.

□ Le fait que l'« intercept » ne soit pas significatif indique qu'il n'y a pas de drift marqué.

□ Dans le cadre d'un test de racine unitaire, on compare la statistique de test associée à $z.lag.1$ aux valeurs critiques (τ). Ici, la significativité forte suggère que la série n'est pas une marche aléatoire pure, mais qu'elle présente une certaine stationnarité.

La valeur du test Statistique $\tau = 6,84 >$ valeurs critiques $\tau_{2} = -3.75$ (1 %), -3.00 (5 %), -2.63 (10 %). Ici, la valeur est positive et très éloignée des seuils négatifs, en d'autre terme, on ne rejette pas l'hypothèse de racine unitaire. La série est donc non stationnaire en niveau. La série devient stationnaire après différenciation, ceci est compatible avec ARDL.

En utilisant la variable explicative : le nombre d'abonnés, en voici les tableaux montrant le résultat des tests ADF prouvant ou non l'existence de racine unitaire :

Tableau 5 : Residus des abonnés

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2043.42	-112.84	-48.15	28.75	1910.07

Tableau 6 : Coefficients des abonnés

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	2.708e+03	3.246e+03	0.834	0.42176
$z.lag.1$	-6.028e-04	9.530e-03	-0.063	0.95070
$z.diff.lag$	7.694e-01	1.888e-01	4.074	0.00184 **

Residual standard error: 881.3 on 11 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.7848, Adjusted R-squared: 0.7457

F-statistic: 20.06 on 2 and 11 DF, p-value: 0.0002142

Value of test-statistic is: -0.0633 2.5848

Critical values for test statistics:

1% 5% 10%

τ_{2} -3.75 -3.00 -2.63

ϕ_{11} 7.88 5.18 4.12

- Les résultats des coefficients s'expliquent du fait que la constante n'a pas d'effet notable, on peut affirmer qu'il n'y a pas de dérive moyenne autonome dans la série. Le coefficient du niveau retardé « $z.lag.1$ » est proche de zéro (-0.0006) et non significatif. Cela signifie que le test ne rejette pas l'hypothèse de racine unitaire ; la série reste non stationnaire en niveau. Le coefficient des différences retardées est positif et significatif (0.769 > 0.0018). Cela indique une forte correction dynamique : les variations passées influencent fortement les variations présentes.
- Quant aux statistiques globales, la valeur élevée de l'erreur standard résiduel (881.3) affirme une dispersion des résidus autour de la régression ; ce qui reflète la variabilité de la série. Avec une valeur de $R^2 = 0.7848$ (ajusté = 0.7457), le modèle explique environ 78 % de la variance, en d'autre terme, l'ajustement est correct. Enfin, avec les valeurs F-statistic = 20.06 largement supérieure à 1, p-value = 0.0002142, probabilité très inférieure à 5%, on peut dire que le modèle global est hautement significatif
- Pour le test ADF, Tau est supérieur aux valeurs critiques ($-0,0633 > \tau_{2}$) indique que l'on ne rejette pas l'hypothèse nulle de racine unitaire. La série est donc non stationnaire en niveau. Pour le phi-statistic (2,5848), il est inférieur aux valeurs critiques (par ex. $2,58 < 4,12$). Cela confirme également que la série n'est pas stationnaire

Bref, les deux séries sont non stationnaires en niveau, mais leur combinaison peut être cointégrée. Les différences retardées sont significatives, ce qui entraîne une correction dynamique importante. Pour rendre la série stationnaire, il faut prendre la différence première. Cela justifie l'usage d'un modèle ARDL ou ECM, qui accepte des variables $I(0)$ et $I(1)$ et permet de capter la relation de long terme.

3.2.2. Estimation ARDL

Dans ce paragraphe, nous avons choisi ARDL(1,1,1,1,1) : En choisissant un seul retard pour chaque variable, on capture les effets immédiats et différés sans rendre complexe la structure. Les résultats ci-après montrent le tableau des résidus en premier et de coefficients en seconds

Tableau 7 : résidus du modèle ARDL

2	3	4	5	6	7	8	9
-4.9769	9.64283	0.06360	-3.55125	-0.06636	8.71816	-7.32623	-5.62869

10	11	12	13	14	15	16
2.71783	4.44243	-3.67526	0.04684	-4.54197	-10.27610	14.41106

Tableau 8: coefficients du modèle ARDL

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	-2.001e+03	4.570e+02	-4.379	0.00716 **
L(Total_conso, 1)	-4.661e-01	3.137e-01	-1.486	0.19751
Industriels_ab	-2.994e-01	4.118e-01	-0.727	0.49979
L(Industriels_ab, 1)	1.349e+00	5.009e-01	2.694	0.04311 *
Résidentiels_ab	1.667e-02	5.567e-03	2.994	0.03031 *
L(Résidentiels_ab, 1)	-1.528e-02	6.541e-03	-2.336	0.06675
PME_ab	2.292e-01	8.889e-02	2.578	0.04955 *
L(PME_ab, 1)	-3.660e-03	6.116e-02	-0.060	0.95460
Eclairage_ab	-1.378e-01	1.957e-01	-0.704	0.51286
L(Eclairage_ab, 1)	-8.509e-02	1.885e-01	-0.451	0.67060

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

Residual standard error: 11.54 on 5 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.9993, Adjusted R-squared: 0.9981

F-statistic: 797.9 on 9 and 5 DF, p-value: 2.375e-07

- Les valeurs des résidus oscillent entre -10,27 et +14,41. Ils sont relativement dispersés mais restent dans une plage raisonnable par rapport aux valeurs de la consommation totale. On observe une alternance de signes (positifs et négatifs), ce qui est typique d'un modèle bien ajusté : pas de biais systématique. Quelques pics (ex. année 15 : -10,27 ; année 16 : +14,41) indiquent des périodes où le modèle sous-estime ou surestime la consommation. Cela peut refléter des chocs exogènes (politiques énergétiques, événements économiques). Les résidus ne montrent pas de tendance persistante, ce qui suggère que le modèle capture correctement la dynamique générale.
- Les coefficients significatifs révèlent que :
 - Les résidentiels et PME sont les moteurs principaux de la consommation.
 - Les industriels ont un effet différé, lié aux cycles d'investissement.
 - L'éclairage public n'a pas d'impact significatif.

Bref, le modèle est robuste ($R^2 \approx 0,999$), mais les résidus extrêmes suggèrent qu'il pourrait être amélioré par des variables additionnelles (PIB, prix de l'électricité, politiques énergétiques) qui ne sont pas traitées dans cet ouvrage mais offrent d'autres sujets d'études.

3.2.3. Test de Cointégration

$F = 6,77 > \text{borne supérieure } (5,18)$ confirme que l'existence de la cointégration confirmée et aussi il y a une relation de long terme entre abonnés et consommation.

- Long terme (équation de cointégration) :

3.2.4. Equation de cointégration :

L'équation de cointégration à long terme est définie par

$$Ct = -2001,23 - 0,299 \cdot Industriels_{ab} + 0,017 \cdot Résidentiels_{ab} + 0,229 \cdot PME_{ab} - 0,138 \cdot Eclairage_{ab}$$

La constante -2001,23 reflète un niveau de consommation de base négatif, corrigé par les contributions des abonnés. Cela traduit que sans abonnés, la consommation théorique serait nulle ou déficitaire, ce qui est logique car l'électricité est entièrement dépendante de la demande.

Le coefficient -0.299 sur les abonnés industriels est non significatif ; en fait, l'industrie est censée stimuler la demande. Ce résultat peut indiquer que l'industrie malgache reste limitée, ou que les abonnés industriels sont peu nombreux et compensés par des gains d'efficacité énergétique.

Le coefficient +0.017 de l'abonné résidentiel est significatif et a un effet positif. On peut affirmer que chaque nouvel abonné résidentiel accroît durablement la consommation. Cela reflète la croissance urbaine et démographique, moteur principal de la demande électrique.

Quant aux abonnés des petites et moyennes entreprises, on a un effet fort et positif vu le coefficient +0.299. Ce sont un levier majeur de la consommation. Cela traduit la diversification économique et l'essor des services.

L'éclairage public n'a pas d'impact durable sur la consommation totale. Cela peut s'expliquer par des politiques d'efficacité (LED, rationalisation) ou par le fait que sa part reste marginale dans la demande globale. Son coefficient -0.138 est non significatif.

3.5. Modèle ECM

L'ARDL permet de distinguer court terme (différences des variables) et long terme (relation de cointégration). L'ECM introduit un terme de correction d'erreur (ECM_{t-1}) qui mesure l'écart par rapport à l'équilibre de long terme. Le coefficient associé à ECM_{t-1} indique la vitesse d'ajustement : proportion du déséquilibre corrigée chaque période

À partir de l'équation de cointégration, l'ECM s'écrit :

$$\Delta Ct = \alpha + \beta_1 \Delta Indust + \beta_2 \Delta Rest + \beta_3 \Delta PME_t + \beta_4 \Delta Eclt + \lambda \cdot ECM_{t-1} + \varepsilon_t$$

- Court terme (Δ) :
 - Les coefficients des différences ($\beta_1, \beta_2, \beta_3$) captent les chocs annuels.
 - Exemple : une hausse immédiate des abonnés résidentiels ou PME entraîne une augmentation directe de la consommation.
 - Les abonnés industriels ont un effet différé (lag significatif).
- Long terme (ECM) :
 - Le terme ECM_{t-1} mesure l'écart entre consommation observée et consommation "d'équilibre" donnée par l'équation de cointégration.
 - Si $\lambda = -0.55$, cela signifie que 55 % du déséquilibre est corrigé chaque année, ce qui provoque un retour rapide vers l'équilibre.

En résumé, cette étude confirme l'existence d'une relation de cointégration entre abonnés et consommation électrique à Madagascar. Les abonnés résidentiels et PME sont les principaux moteurs de la demande, tandis que les industriels jouent un rôle différé. Les politiques d'accès et d'efficacité énergétique influencent fortement la dynamique observée. En d'autre terme, le modèle ARDL démontre que la consommation électrique à Madagascar est fortement dépendante des abonnés résidentiels, mais que les PME et l'industrie deviennent progressivement des acteurs structurants. La cointégration valide une relation stable, utile pour anticiper la demande et orienter les politiques énergétiques vers l'efficacité énergétique résidentielle, le soutien aux PME, l'investissement industriel, et l'expansion de l'éclairage public.

4. Discussions

4.1 Transition énergétique

L'analyse LMDI révèle une transition vers une consommation plus inclusive: Tout d'abord, on constate que l'accès à l'électricité s'étend, mais la consommation moyenne reste faible. Ensuite, on peut affirmer que les ménages deviennent le principal moteur de la demande et enfin, les industries renforcent leur intensité énergétique.

Le modèle ARDL révèle que la consommation électrique est non stationnaire, mais régulée par une relation de long terme avec les abonnés. Les résidentiels et PME constituent les principaux moteurs de la demande énergétique. Les industriels ont un effet différé, reflétant des cycles d'investissement. L'éclairage public n'a pas d'impact significatif, probablement en raison de politiques d'efficacité énergétique.

L'ECM montre une faible correction d'erreur, suggérant que les ajustements vers l'équilibre structurel sont lents et dépendants des politiques publiques.

4.2 Efficacité énergétique

La hausse de l'intensité énergétique traduit une amélioration du confort énergétique et une augmentation des usages (éclairage, électroménager, TIC).

4.2 Implications politiques

Les résultats suggèrent que les politiques publiques devraient renforcer les programmes d'électrification rurale, promouvoir l'efficacité énergétique et aussi encourager la production décentralisée (solaire, hydroélectrique).

5. Conclusion

L'application de la méthode LMDI à la consommation d'électricité à Madagascar entre 2010 et 2026 montre que : L'effet activité est le principal moteur (+780 GWh), l'effet structure et l'effet intensité contribuent positivement (+153 GWh et +297 GWh) et la consommation nationale double presque, traduisant une progression de l'accès à l'énergie et une évolution des usages.

Le modèle ARDL (AutoRegressive Distributed Lag) analyse les relations court terme et long terme entre variables. La relation à court terme montre que l'augmentation de 10000 abonnés résidentiels nécessite +20GWh immédiats de la consommation en électricité tandis que la relation à long terme affirme que l'augmentation de 1% d'abonnés nécessitent 0.27% de la consommation totale d'électricité. Cette équation de cointégration montre que la consommation d'électricité à Madagascar est durablement liée à la structure des abonnés. Les secteurs industriel et résidentiel sont les principaux moteurs de la demande, tandis que les PME jouent un rôle complémentaire immédiat. Le modèle ARDL confirme une relation stable de long terme, essentielle pour la planification énergétique et la transition vers des sources renouvelables.

6. Références bibliographiques

1. Ang, B.W., & Zhang, F.Q. (2000). *A survey of index decomposition analysis in energy and environmental studies*. Energy, 25(12), 1149–1176.
2. Ang, B.W. (2015). *LMDI decomposition approach: A guide for implementation*. Energy Policy, 86, 233–238.
3. SEforALL Madagascar. (2024). *Rapport national sur l'accès à l'énergie et la transition énergétique*. Antananarivo.
4. Direction Générale de l'Énergie (DGE). (2023). *Statistiques énergétiques nationales 2010–2022*. Ministère de l'Énergie et des Hydrocarbures, Madagascar.
5. World Bank. (2022). *Madagascar Energy Access and Efficiency Report*. Washington, D.C.
6. Springer, J. (2021). *Energy transitions in Sub-Saharan Africa: A comparative analysis*. Renewable Energy Journal, 45(3), 215–230.
7. IEA (International Energy Agency). (2025). *Africa Energy Outlook 2025*. Paris.
8. UNDP Madagascar. (2023). *Programme d'électrification rurale et développement durable*. Antananarivo.
9. Ang, B.W., Liu, F.L., & Chew, E.P. (2003). *Perfect decomposition techniques in energy and environmental analysis*. Energy Policy, 31(14), 1561–1566.
10. Zhang, M., Mu, H., Ning, Y., & Song, Y. (2009). *Decomposition of energy-related CO₂ emissions in China: 1957–2000*. Energy, 34(6), 739–747.