



Munich Personal RePEc Archive

## **Causal Effect of Mobile Payments in Banking Acces in Cameroon**

ANEGUE, Jean De Dieu

University of Dschang

10 September 2025

Online at <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/126134/>  
MPRA Paper No. 126134, posted 13 Sep 2025 16:05 UTC

# Effet Causal des Paiements Mobiles sur la Bancarisation au Cameroun

ANEGUE Jean De Dieu  
*Économiste-Statisticien, Aspirant Ingénieur Financier*

Septembre, 2025

## Introduction

La révolution numérique a profondément transformé le secteur des services financiers en Afrique, en particulier avec l'essor des paiements mobiles. Au Cameroun où une partie conséquente de la population demeure en dehors du réseau bancaire conventionnel (seulement 23.5% de la population âgée de 15 ans ou plus avait un compte dans une institution bancaire formelle en 2021 selon la Banque Mondiale), ces innovations pourraient avoir une importance majeure dans le processus d'inclusion financière.

Bien que de nombreux chercheurs se soient déjà penchés sur le lien entre paiements mobiles et bancarisation en Afrique subsaharienne (Tangakou, 2019; Kounouwewa et Hounkou, 2024; Anegue, 2025), les méthodes utilisées se concentrent essentiellement sur les analyses d'effet (régression logistique, modèles en panel dynamique...). Sachant que *corrélation ne signifie pas causalité*, nous nous proposons dans ce projet d'utiliser des méthodes d'évaluation d'impact pour étudier l'effet causal de l'usage des paiements mobiles sur la bancarisation en contexte camerounais. Le but du projet est de savoir si des politiques visant à favoriser l'usage des paiements mobiles se traduiraient par une hausse de l'inclusion financière, notamment l'accès aux services financiers formels.

Ne disposant que des données sur une seule année (2021), nous utilisons des méthodes d'évaluation quasi-expérimentales, notamment l'appariement par score de propension (Propensity Score Matching). Le projet pourrait aider à affiner la compréhension des enjeux de politiques publiques et des approches des institutions financières pour atténuer l'exclusion financière par le biais des technologies digitales.

## 1 Méthodes d'évaluation d'impact et présentation des données

L'évaluation d'impact repose sur l'idée de comparer un groupe ayant subi une intervention (un programme par exemple) à un groupe n'ayant pas subi ce programme. Le groupe d'individus ayant subi l'intervention est appelé *groupe traité* et celui ne l'ayant pas subi est appelé *groupe de contrôle*.

Le but de l'évaluation est d'estimer un outcome dans le groupe traité si celui-ci n'avait pas pris part à l'intervention. Or comme il est impossible d'observer cet évènement, il faut estimer ce que l'on appelle le *contrefactuel*. Il s'agit en fait d'une estimation de ce que serait le groupe traité s'il n'avait pas pris part au programme ou de manière littérale s'il n'avait pas été *traité*. Pour ce faire, il faut disposer d'un groupe (groupe de contrôle) ayant des caractéristiques statistiquement similaires à celles du groupe traité à la seule différence que celui-ci n'est pas traité (ne prend pas part au programme par exemple).

Il existe deux grandes familles de méthodes d'évaluation d'impact. Ces sont les méthodes dites expérimentales et les méthodes dites quasi-expérimentales.

Les méthodes expérimentales reposent sur l'assignation aléatoire du traitement. Elles permettent d'identifier l'effet causal directement, car elles garantissent la comparabilité statistique des deux groupes. La méthode expérimentale principalement utilisée en pratique est celle des **Randomized Controlled Trials (RCT)**. Cependant, ces méthodes sont généralement coûteuses en ressources et en temps, ce qui les rend dans la plupart du temps complexes à implémenter.

Les méthodes quasi-expérimentales quant à elles essaient de répliquer les RCT en construisant un groupe de comparaison crédible sans randomisation. Elles supposent que, sous certaines conditions, la différence observée peut être interprétée comme causale. Parmi ces méthodes, les plus rencontrées dans la pratique sont:

- Les doubles différences (DiD): Ici on compare les deux groupes avant et après l'intervention. Il faut donc disposer des informations sur les deux groupes avant et après l'intervention;
- La régression par discontinuité: On utilise une règle de seuil dans l'attribution du traitement. Pour une étude visant par exemple à estimer l'impact des cours de soutien sur les performances en mathématiques des élèves d'une salle de classe, on peut par exemple prendre la note de 04/10 comme le seuil. Tous les élèves ayant donc une note inférieure ou égale à 04/10 sont inclus dans le groupe de traitement tandis que ceux ayant une note supérieure sont inclus dans le groupe de contrôle;
- Le Propensity Score Matching (PSM): Ici on apparie les individus traités et non traités ayant des caractéristiques proches. Il n'est pas nécessaire de posséder une base avant et après l'intervention.

Comme nous venons de le voir, contrairement aux DiD, le PSM ne cherche pas à observer une évolution dans le temps, mais plutôt à appairer les individus traités et non traités qui se ressemblent sur la base de leurs caractéristiques observées, ceci afin de comparer leurs résultats (la bancarisation par exemple) au même moment. Cette méthode est donc la plus appropriée pour le présent projet car nous ne disposons des données recensées sur une seule année.

## 1.1 Propensity Score Matching

Le Propensity Score Matching (PSM) a été introduit en 1983 par Rosenbaum et Rubin. Cette méthode consiste à associer des individus traités à des individus non traités susceptibles de recevoir le traitement, conditionnellement à un ensemble de variables observables. Il repose sur trois hypothèses fondamentales. Si  $Y$  est la variable réponse,  $X$  la matrice des caractéristiques observées (covariables) et  $T$  la variable de traitement, avec  $Y_1$  et  $Y_0$  l'outcome chez les individus traités et non traités respectivement, ces hypothèses sont les suivantes:

- L'indépendance conditionnelle: La variable réponse et la variable de traitement sont indépendantes dans les deux groupes conditionnellement aux caractéristiques observées. Cela se traduit par l'expression mathématique suivantes:

$$(Y_0, Y_1) \perp T \mid X$$

- Le support commun: Pour chaque observation traitée, il existe au moins une observation témoin appariée ayant des caractéristiques similaires. Mathématiquement, cela signifie que

$$0 < \mathbb{P}(T = 1 \mid X) < 1$$

- L'affectation au traitement est indépendante des caractéristiques  $X$ , étant donné le même score de propension.

Le PSM se déroule généralement en quatre étapes: l'estimation du score de propension, l'appariement, l'analyse du biais de sélection et l'estimation de l'impact.

### 1.1.1 L'estimation du score de propension

Dans cette première étape, on estime le score de propension en utilisant soit un modèle Logit, soit un modèle Probit. Le modèle suivant est ainsi estimé :

$$\mathbb{P}(Y | T) = \Phi(X\beta)$$

où  $\Phi(\cdot)$  est une fonction logistique ou une fonction cumulative gaussienne,  $\beta$  les paramètres du modèle et  $X$  la matrice des covariables

### 1.1.2 Appariement

À la suite de l'estimation du score de propension, chaque individu traité est apparié à un ou plusieurs individus témoins ayant un score proche, selon une règle de voisinage. On en distingue 3 principales: les plus proches voisins, le rayon et le kernel.

- Pour les plus proches voisins, chaque observation traitée  $i$  est appariée à l'observation  $j$  qui lui est la plus proche au regard des caractéristiques  $X$ . Si donc  $p_i$  et  $p_j$  sont les scores de propensions respectifs de  $i$  et  $j$ , l'individu témoin  $j$  est choisi tel que

$$\min_{j \in C} \|p_i - p_j\|$$

- Pour l'appariement par rayon (radius matching), chaque observation traitée  $i$  est appariée avec des observations de contrôle  $j$  qui tombent dans un rayon spécifié. Ceci se traduit mathématiquement par l'expression

$$\|p_i - p_j\| < r$$

- Pour le kernel, chaque observation traitée  $i$  est appariée avec une ou plusieurs observations de contrôle ayant des poids inversement proportionnels à la distance entre les observations traitées et de contrôle. Les poids des observations de contrôle  $w_{ij}$  sont définis comme

$$w_{ij} = \frac{K\left(\frac{p_j - p_i}{h}\right)}{\sum_{j=1}^{n_0} K\left(\frac{p_j - p_i}{h}\right)}$$

avec  $h$  le paramètre de bande passante.

### 1.1.3 Analyse du biais de sélection

L'objectif du PSM étant de réduire les biais de sélection dus aux différences des caractéristiques observables entre les groupes traité et non-traité, il convient de se rassurer après l'appariement de la comparabilité de ces groupes. Pour cela, l'on a généralement recours à des diagnostics statistiques avant et après l'appariement.

#### a) Analyse des moyennes standardisées

Le but ici est d'évaluer l'équilibre des covariables. Ainsi pour chaque covariable  $X_i$ , on calcule le biais  $b$  donné par

$$b = \frac{\bar{X}_{i,T} - \bar{X}_{i,C}}{\sqrt{\frac{S_{i,T}^2 + S_{i,C}^2}{2}}}$$

où  $\bar{X}_{i,T}$ ,  $\bar{X}_{i,C}$ ,  $S_{i,T}^2$  et  $S_{i,C}^2$  sont respectivement les moyennes et les variances de la covariable  $X_i$  dans les groupes de traitement et de contrôle. Un biais en deçà de 10% est recommandé car traduisant un bon équilibre de la covariable  $X_i$  entre les groupes de traitement et de contrôle après l'appariement.

## b) Rapport des variances

Ici on compare la variance de chaque covariable dans chaque groupe. Un rapport proche de l'unité traduit une dispersion similaire dans les deux groupes. Un rapport en dehors de l'intervalle  $[0.8; 1.25]$  peut indiquer un mauvais équilibre.

## c) Les tests de Student et les Pseudo- $R^2$

Les tests de Student évaluent les différences entre les deux groupes après l'appariement. Ces tests doivent donc être non significatifs pour chaque covariable entre les deux groupes. En ce qui concerne les pseudo- $R^2$ , ces derniers sont souvent observés avant et après l'appariement. Avant l'appariement, cette statistique est généralement élevée, montrant que les covariables expliquent bien ce qui est traité. Par contre après l'appariement, elle devrait être faible pour indiquer une comparabilité des deux groupes.

### 1.1.4 L'estimation de l'impact

Pour évaluer l'impact du programme  $T$  sur l'outcome  $Y$ , nous pouvons soit calculer *l'effet moyen de traitement (ATE)* soit *l'effet moyen du traitement sur les traités (ATET)*.

L'ATE est la différence de l'outcome entre les observations traitées et non traitées. On a alors:

$$ATE = \mathbb{E}(Y_1|X, T = 1) - \mathbb{E}(Y_0|X, T = 0)$$

Il s'agit simplement d'effectuer un test de comparaison des moyennes de Student de la variable réponse entre les deux groupes. Cependant l'ATE est pertinent dans le cadre des expériences aléatoires. Dans les études quasi-expérimentales, il peut être biaisé si les observations traitées et non traitées ne sont pas similaires.

L'ATET est la différence entre les variables réponses des individus traités et les résultats hypothétiques de ces mêmes individus s'ils n'avaient pas été traités. Ainsi on a:

$$ATET = \mathbb{E}(Y_1|X, T = 1) - \mathbb{E}(Y_0|X, T = 1)$$

Le contrefactuel est donné par la dernière expression  $\mathbb{E}(Y_0|X, T = 1)$ . Il est inobservable et doit donc être estimé. Ainsi l'ATET est empiriquement estimé à l'aide de la relation:

$$ATET = \frac{1}{n_1} \sum_{i \in \{T=1\}} \left[ Y_{1,i} - \sum_j w_{ij} Y_{0,j} \right]$$

## 1.2 Données

Les données utilisées proviennent de la World Findex Database de la Banque Mondiale, édition 2021 . Il s'agit d'une importante source de données pour analyser les comportements financiers des agents économiques dans plus de 180 pays du Monde. Nous avons extrait de cette base des données spécifiques au Cameroun et avons retenu 10 variables pour des fins d'analyse. L'échantillon obtenu possédait 1000 observations. Après le traitement de cette base (suppression ou imputation des valeurs manquantes, recodage des variables...), 999 observations ont pu faire objet d'analyse. Les variables retenues sont la possession ou non d'un compte bancaire (l'outcome), les paiements mobiles (variable de traitement), l'âge, le sexe, le niveau d'éducation, le niveau de revenu, le statut d'emploi, le lieu de résidence, la possession d'un téléphone mobile et l'accès à internet. Le tableau ci-dessous nous donne la nature de chaque variable ainsi ses modalités.

Table 1: Description des variables

Variable	Description
<i>account_fin</i>	1 si l'individu possède un compte bancaire et 0 sinon
<i>anydigpayment</i>	1 si l'individu utilise des paiements et 0 sinon
<i>age</i>	variable continue donnant l'age de l'individu
<i>sex</i>	variable binaire valant 1 si homme et 0 sinon
<i>educ</i>	1 si primaire, 2 si secondaire et 3 si supérieur
<i>incq</i>	1 si premier quintile de revenu, 2 si deuxième ...
<i>empin</i>	1 si individu employé et 0 sinon
<i>city</i>	1 si urbain et 0 sinon
<i>internetacces</i>	1 si accès à internet et 0 sinon
<i>mobileowner</i>	1 si possession d'un téléphone et 0 sinon

## 2 Résultats

### 2.1 Analyse descriptive

La figure 1 ci-dessous présente les statistiques descriptives de l'échantillon. On y constate que 53,75% des individus utilisent les paiements mobiles, tandis que seulement 28% d'entre eux possèdent un compte dans une institution financière formelle. Ces résultats soulignent un usage modéré des paiements mobiles, contrastant avec une faible bancarisation de la population active étudiée.

Par ailleurs, l'échantillon est majoritairement féminin, avec moins de 46% d'individus de sexe masculin. Environ 72% des répondants déclarent être en activité professionnelle, et près de 54% résident en milieu urbain. Par ailleurs, la moyenne des revenus place les individus dans le troisième quintile, indiquant un niveau de vie intermédiaire. On peut en outre observer que les individus interrogés se possèdent en moyenne un niveau compris entre le primaire et le secondaire, indiquant une population plus ou moins éduquée et donc susceptible de s'intégrer dans une dynamique du numérique.

Enfin, on peut observer une population relativement jeune, avec une moyenne d'âge d'environ 32 ans. Pratiquement 78% des individus interrogés ont déclaré posséder un téléphone mobile, témoignant d'un niveau de pénétration de la téléphonie mobile relativement élevé. Cependant la couverture internet reste faible, avec moins de 50% des individus ayant accès à internet.

Figure 1: Statistiques descriptives

Variable	Obs	Mean	Std. dev.	Min	Max
<i>anydigpaym~t</i>	999	.5375375	.4988387	0	1
<i>account_fin</i>	999	.2802803	.4493611	0	1
<i>sex</i>	999	.4544545	.4981707	0	1
<i>educ</i>	999	1.6606661	.5239399	1	3
<i>emp_in</i>	999	.7157157	.4512988	0	1
<i>age</i>	999	31.92993	13.2882	15	84
<i>mobileowner</i>	999	.7787788	.415277	0	1
<i>internetac~s</i>	999	.4674675	.4991904	0	1
<i>inc_q</i>	999	3.239239	1.428953	1	5
<i>city</i>	999	.5395395	.4986838	0	1

Lorsque l'on observe le niveau de bancarisation selon l'usage des paiements mobile, il ressort que plus de 47% des individus utilisant des paiements mobiles possèdent un compte bancaire, contre

seulement 4,9% pour ceux ne les utilisant pas. Cette observation pourrait traduire une corrélation entre paiements mobiles et bancarisation.

Figure 2: Bancarisation selon l'usage des paiements mobiles

-> anydigpayment = 0

Variable	Obs	Mean	Std. dev.	Min	Max
account_fin	462	.0497835	.2177332	0	1

-> anydigpayment = 1

Variable	Obs	Mean	Std. dev.	Min	Max
account_fin	537	.4785847	.5000069	0	1

En outre, l'observation des covariables selon l'usage des paiements mobiles montre des niveaux de certaines de ces dernières différents dans les deux groupes. Au niveau du statut d'emploi par exemple, 63,2% des individus n'ayant pas recours aux paiements mobiles sont des actifs occupés contre plus de 78% des individus utilisant des paiements mobiles.

Figure 3: Covariables selon l'usage des paiements mobiles

-> anydigpayment = 0

Variable	Obs	Mean	Std. dev.	Min	Max
sex	462	.4177489	.493723	0	1
educ	462	1.454545	.4984694	1	2
emp_in	462	.6320346	.4827746	0	1
age	462	31.87662	14.3746	15	84
mobileowner	462	.6255411	.4845075	0	1
internetac~s	462	.2056277	.4045977	0	1
inc_q	462	2.790043	1.408553	1	5

-> anydigpayment = 1

Variable	Obs	Mean	Std. dev.	Min	Max
sex	537	.4860335	.5002709	0	1
educ	537	1.837989	.4788532	1	3
emp_in	537	.7877095	.4093107	0	1
age	537	31.97579	12.29038	15	79
mobileowner	537	.9106145	.2855654	0	1
internetac~s	537	.6927374	.4617893	0	1
inc_q	537	3.625698	1.331146	1	5

## 2.2 Analyse de l'impact des paiements mobiles sur la bancarisation

Nous procédons à présent à l'analyse d'impact proprement dite. Comme nous l'avons déjà souligné plus haut, la variable réponse (l'outcome) est la bancarisation captée par la variable *accout fin*. La variable de traitement est l'usage des paiements mobiles captée par la variable *anydigpayment*. Les autres variables sont les variables d'appariement. En effectuant une régression logistique dans laquelle l'outcome est la variable à expliquer, nous observons un effet positif et significatif des

paiements mobiles sur la bancarisation. Ces résultats révèlent que l'usage des paiements mobiles est positivement et statistiquement corrélé à la bancarisation au seuil de 1%. Des variables comme le sexe, l'âge, le niveau d'éducation, la classe de revenu et le statut d'emploi sont également significativement corrélées à la bancarisation, bien que la dernière variable le soit à 10%.

Figure 4: Résultats de la régression logistique

Logistic regression	Number of obs =	<b>999</b>
	LR chi2(9)	= <b>342.32</b>
	Prob > chi2	= <b>0.0000</b>
Log likelihood = <b>-421.46252</b>	Pseudo R2	= <b>0.2888</b>

account_fin	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
anydigpayment	<b>2.48655</b>	<b>.2566078</b>	<b>9.69</b>	<b>0.000</b>	<b>1.983608</b>	<b>2.989492</b>
sex	<b>.5007192</b>	<b>.1721681</b>	<b>2.91</b>	<b>0.004</b>	<b>.1632759</b>	<b>.8381624</b>
educ	<b>.7453065</b>	<b>.2047197</b>	<b>3.64</b>	<b>0.000</b>	<b>.3440633</b>	<b>1.14655</b>
emp_in	<b>.3670199</b>	<b>.2059421</b>	<b>1.78</b>	<b>0.075</b>	<b>-.0366193</b>	<b>.770659</b>
age	<b>.0418164</b>	<b>.0071741</b>	<b>5.83</b>	<b>0.000</b>	<b>.0277554</b>	<b>.0558774</b>
mobileowner	<b>.13949</b>	<b>.2804904</b>	<b>0.50</b>	<b>0.619</b>	<b>-.410261</b>	<b>.6892411</b>
internetaccess	<b>.2141789</b>	<b>.213773</b>	<b>1.00</b>	<b>0.316</b>	<b>-.2048084</b>	<b>.6331663</b>
inc_q	<b>.1356925</b>	<b>.0678805</b>	<b>2.00</b>	<b>0.046</b>	<b>.0026492</b>	<b>.2687359</b>
city	<b>.2557702</b>	<b>.1887949</b>	<b>1.35</b>	<b>0.175</b>	<b>-.1142609</b>	<b>.6258014</b>
_cons	<b>-6.743793</b>	<b>.5756492</b>	<b>-11.72</b>	<b>0.000</b>	<b>-7.872045</b>	<b>-5.615541</b>

En évaluant chacun des modèles présentés précédemment, celui qui se rapproche le plus des recommandations en matière de biais de sélection est le modèle basé sur le Probit combiné à l'appariement par kernel.

Les résultats des diagnostics post-appariement de la figure 5 montrent que toutes les variables d'appariement possèdent un biais en valeur absolue en deçà des 10%. De plus les tests de comparaison des moyennes de Student pour chacune des covariables sont non significatifs, ce qui traduit bien des différences non significatives au niveau des deux groupes pour chacune des variables d'appariement.

En ce qui concerne les rapports des variances, elles sont toutes dans la fourchette [0.85;1.20] à l'exception de l'âge qui s'en écarte sensiblement. Enfin nous observons que le pseudo- $R^2$  est faible et non significatif, montrant bien que les deux groupes sont statistiquement comparables.

Figure 5: Diagnostics post-appariement

Variable	Mean		%bias	t-test		V(T)/ V(C)
	Treated	Control		t	p> t	
sex	<b>.46653</b>	<b>.44961</b>	<b>3.4</b>	<b>0.53</b>	<b>0.594</b>	<b>.</b>
educ	<b>1.785</b>	<b>1.7894</b>	<b>-0.9</b>	<b>-0.16</b>	<b>0.871</b>	<b>1.16</b>
emp_in	<b>.77282</b>	<b>.75822</b>	<b>3.3</b>	<b>0.54</b>	<b>0.589</b>	<b>.</b>
age	<b>30.901</b>	<b>30.53</b>	<b>2.8</b>	<b>0.46</b>	<b>0.646</b>	<b>0.74*</b>
mobileowner	<b>.90264</b>	<b>.90623</b>	<b>-0.9</b>	<b>-0.19</b>	<b>0.848</b>	<b>.</b>
internetaccess	<b>.66531</b>	<b>.66224</b>	<b>0.7</b>	<b>0.10</b>	<b>0.919</b>	<b>.</b>
inc_q	<b>3.5294</b>	<b>3.6083</b>	<b>-5.8</b>	<b>-0.92</b>	<b>0.355</b>	<b>0.99</b>
city	<b>.62272</b>	<b>.64219</b>	<b>-4.0</b>	<b>-0.63</b>	<b>0.527</b>	<b>.</b>

\* if variance ratio outside [0.84; 1.19]

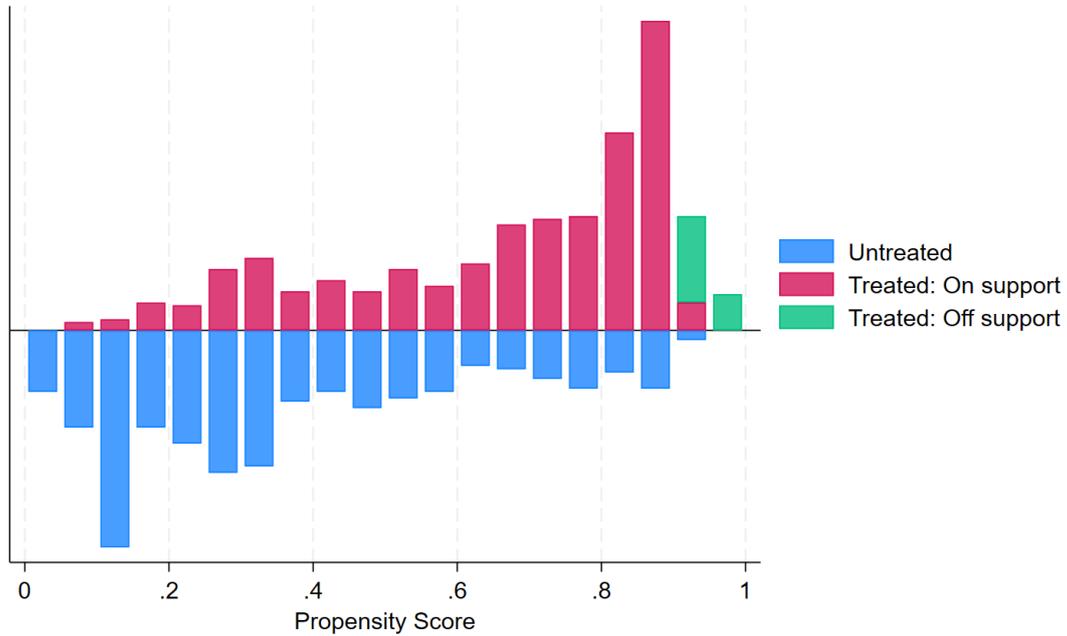
Ps	R2	LR	p>chi2	MeanBias	MedBias	B	R	%Var
<b>0.002</b>	<b>2.15</b>	<b>0.976</b>	<b>2.7</b>	<b>3.0</b>	<b>9.3</b>	<b>0.94</b>	<b>33</b>	

\* if B>25%, R outside [0.5; 2]

Le support d'appariement est présenté dans la figure 6. Le graphique montre un recouvrement partiel des scores de propension entre utilisateurs et non-utilisateurs de paiements mobiles,

indiquant que l'impact des paiements mobiles sur la bancarisation ne peut être estimé de manière fiable que pour les individus situés sur le support commun. Nous éliminons donc les observations hors support commun et effectuons un test de comparaison des proportions pour estimer l'impact.

Figure 6: Support d'appariement



Les résultats de la figure 7 montrent que la bancarisation chez les individus traités atteint les 44,82% contre seulement 4,98% chez les individus non traités. La différence de 39,8 points est statistiquement significative au seuil de 1%, ce qui montre un impact positif de l'usage des paiements mobiles sur la bancarisation. **Les individus qui font usage de ces technologies sont environ 8 à 9 fois plus susceptibles d'être bancarisés que ceux ne les utilisant pas.**

Figure 7: Résultats du test de comparaison des proportions

Two-sample test of proportions		Untreated: Number of obs = 462		Treated: Number of obs = 493	
Group	Mean	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]
Untreated	.0497835	.0101189			.0299509 .0696162
Treated	.4482759	.0223981			.4043765 .4921752
diff	-.3984923	.0245777			-.4466638 -.3503208
	under H0:	.0282412	-14.11	0.000	
diff = prop(Untreated) - prop(Treated)			z = -14.1103		
H0: diff = 0					
Ha: diff < 0		Ha: diff != 0		Ha: diff > 0	
Pr(Z < z) = 0.0000		Pr( Z  >  z ) = 0.0000		Pr(Z > z) = 1.0000	

## Conclusion

Le but de ce projet était d'analyser l'impact des paiements mobiles sur la bancarisation au Cameroun en utilisant des méthodes d'évaluation d'impact quasi-expérimentales. Les résultats révèlent bien que l'usage des paiements mobiles augmente la propension des agents économiques à détenir des comptes dans des institutions financières formelles telles que les banques. Les résultats du projet vont dans le même sens que ceux d'Anegue (2025) qui ont montré un effet significatif des paiements mobiles sur la bancarisation en milieu rural au Cameroun. Les actions gouvernementales que nous pouvons suggérer vont dans le sens de la promotion de la fintech en réduisant les coûts d'accès aux services financiers mobiles formels et en améliorant la couverture internet sur l'ensemble du territoire national. Ces actions pourraient aider à réduire l'exclusion financière et ainsi soutenir la croissance économique.

## Références bibliographiques

1. Anegue, J.D.D.(2025), Do Mobile Payments Foster Banking Access in Rural Areas in Cameroon? Open Access Library Journal, 12: e13239. <https://doi.org/10.4236/oalib.1113239>
2. Kounouwewa, J. and Hounkou, C.E. (2024) Impact du paiement mobile sur l'inclusion financière des populations non bancarisées au Bénin. *Revue Internationale des Sciences de Gestion*, 7, 1043-1067.
3. Robert, T.S. (2019) L'inclusion Financiere Et Le Paiement Mobile En Zone CEMAC. *European Scientific Journal ESJ*, 15, 101-120. <https://doi.org/10.19044/esj.2019.v15n7p101>
4. Rosenbaum, P. R., Rubin, D. B. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 70(1), 41-55.