



PAUVRETE AU SENEGAL : AU-DELA DES STATISTIQUES CONVENTIONNELLES

Auteurs :

Papa Magatte DIOP

Awa GUEYE

Ndeye Salla TOURE

Dans le cadre du hackathon organisé par le Bureau de Statistique de l'ENSAE Pierre NDIAYE, notre équipe a choisi de se pencher sur la problématique de la mesure de la pauvreté à travers l'exploitation de données non conventionnelles. Ce choix s'inscrit dans une volonté de contribuer au renouvellement des méthodes d'évaluation socioéconomique au Sénégal.

La mesure traditionnelle de la pauvreté, bien qu'ayant permis des avancées significatives dans la compréhension des inégalités, présente aujourd'hui des limites qu'il convient de dépasser. Les recensements et enquêtes classiques, malgré leur rigueur méthodologique, peinent parfois à capturer la complexité multidimensionnelle de la pauvreté et à refléter avec précision les réalités vécues par les populations.

Notre projet vise à explorer comment les données issues des réseaux sociaux, de la téléphonie mobile, des images satellites et des services financiers numériques peuvent compléter les approches conventionnelles pour offrir une vision plus nuancée et dynamique de la pauvreté au Sénégal. Ces sources de données inhabituelles permettent d'appréhender des aspects souvent négligés tels que les mobilités, les comportements de consommation, les conditions de vie ou encore l'inclusion financière.

Nous sommes conscients des défis inhérents à cette démarche, notamment en termes d'accès aux données, de représentativité et de questions éthiques liées à la protection de la vie privée. Toutefois, nous sommes convaincus que l'hybridation des approches traditionnelles et innovantes constitue une voie prometteuse pour améliorer les politiques publiques de lutte contre la pauvreté.

Le présent document expose notre réflexion sur le potentiel transformateur des données non conventionnelles dans l'évaluation de la pauvreté. Il s'attache à démontrer comment ces nouvelles sources peuvent enrichir notre compréhension des phénomènes de précarité et contribuer à l'élaboration de stratégies d'intervention plus ciblées et plus efficaces.

Nous tenons à remercier le Bureau de Statistique de l'ENSAE pour l'organisation de ce hackathon qui nous offre l'opportunité de mettre notre créativité et nos compétences au service d'une cause essentielle pour le développement inclusif de notre pays.

AVANT-PROPOS	2
SOMMAIRE	4
SIGLES & ACRONYMES	5
LISTE DES FIGURES.....	6
LISTE DES TABLEAUX	6
DECHARGE.....	7
RÉSUMÉ.....	8
ABSTRACT	9
INTRODUCTION.....	10
PARTIE A.....	11
POURQUOI REPENSER LA MESURE DE LA PAUVRETÉ ?	11
PARTIE B.....	20
NOUVELLES SOURCES DE DONNÉES POUR MIEUX CAPTurer LA PAUVRETÉ.....	20
PARTIE C.....	31
LES DONNÉES INHABITUELLES : UN LEVIER POUR UNE MESURE PLUS FINE.....	31
CONCLUSION.....	50
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	51
TABLE DES MATIÈRES	52

SIGLES & ACRONYMES

SIGLES	LIBELLÉS
ANSD	Agence nationale de la Statistique et de la Démographie
ENSAE	Ecole nationale de la Statistique et de l'Analyse économique
ARTP	Autorité de Régulation des Télécommunications et des Postes
UNICEF	Fonds de Nations Unies pour l'Enfance
ODD	Objectif de Développement Durable
ONU	Organisation des Nations Unies
CGIAR	Groupe Consultatif pour la Recherche Agricole Internationale
DPEE	Direction de la Prévision et des Etudes Economiques
GSMA	Global System for Mobile Communications
IFPRI	Institut International de Recherche sur les Politiques Alimentaires
IPM	Indice Pauvreté Multidimensionnelle
CDR	Données d'enregistrement mobiles (Call Data Records)
PNDL	Programme National de Développement Local

LISTE DES FIGURES

Figure 1: Taux de pénétration de l'internet au Sénégal.....	23
Figure 2 : l'emplacement des antennes de téléphone mobiles et la tessellation de Voronoï formée par ces tours	33
Figure 3 : l'IPM prédit (à gauche) et réel (à droite) au niveau de chaque commune.....	38

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 : Indicateurs d'accès à la téléphonie mobile selon le milieu de résidence.....	24
Tableau 2 : Lien des variables prédictives avec la pauvreté.....	34
Tableau 3 : la performance des prédictions des CDR en comparaison avec d'autres sources de données .	37

DECHARGE

Cette analyse est mise à votre disposition par des étudiants de l'École Nationale de la Statistique et de l'Analyse Économique Pierre Ndiaye (ENSAE) dans le cadre d'un projet académique. Toute information contenue dans ce document n'engage que les auteurs et n'inclut en aucune circonstance l'ANSD ou l'ENSAE.

Le présent projet propose une refonte méthodologique significative des systèmes d'évaluation de la pauvreté au Sénégal. Confronté aux insuffisances des méthodes conventionnelles, ce travail explore l'intégration stratégique de sources de données alternatives pour capturer avec plus de précision les multiples dimensions de la précarité dans le contexte sénégalais.

L'analyse initiale met en lumière les limitations substantielles des recensements et enquêtes traditionnels qui, bien qu'utiles, ne parviennent plus à saisir adéquatement la complexité et la dynamique contemporaine de la pauvreté. Cette observation justifie la nécessité d'une révision fondamentale des approches existantes pour générer des indicateurs plus représentatifs et actualisés des conditions socio-économiques réelles.

La contribution principale de cette étude réside dans l'identification et l'exploitation de quatre catégories de données non conventionnelles : l'analyse des réseaux sociaux pour cartographier les perceptions et zones vulnérables, les données de téléphonie mobile pour comprendre la mobilité et l'inclusion sociale, l'imagerie satellite pour identifier les infrastructures déficientes, et les transactions financières numériques pour évaluer l'inclusion économique.

L'étude aborde avec rigueur les défis inhérents à cette approche innovante, notamment les questions d'accessibilité aux données, les problématiques de qualité et de représentativité, ainsi que les impératifs éthiques liés à la protection des informations personnelles. La solution proposée privilégie une hybridation méthodologique plutôt qu'une substitution complète, permettant ainsi une transition progressive et adaptée aux capacités institutionnelles locales.

Des recommandations opérationnelles détaillées accompagnent cette étude pour faciliter l'adoption graduelle de ces innovations méthodologiques, en tenant compte des contraintes techniques et des cadres réglementaires existants au Sénégal.

This project proposes a significant methodological reform of poverty assessment systems in Senegal. Confronted with the inadequacies of conventional methods, this work explores the strategic integration of alternative data sources to capture with greater precision the multiple dimensions of precarity in the Senegalese context.

The initial analysis highlights the substantial limitations of traditional censuses and surveys which, although useful, no longer adequately capture the complexity and contemporary dynamics of poverty. This observation justifies the need for a fundamental revision of existing approaches to generate more representative and updated indicators of real socio-economic conditions.

The main contribution of this study lies in the identification and exploitation of four categories of non-conventional data: analysis of social networks to map perceptions and vulnerable areas, mobile phone data to understand mobility and social inclusion, satellite imagery to identify deficient infrastructure, and digital financial transactions to evaluate economic inclusion.

The study rigorously addresses the challenges inherent to this innovative approach, particularly questions of data accessibility, quality and representativeness issues, as well as ethical imperatives related to the protection of personal information. The proposed solution favors methodological hybridization rather than a complete substitution, thus allowing a progressive transition adapted to local institutional capacities.

Detailed operational recommendations accompany this study to facilitate the gradual adoption of these methodological innovations, taking into account the technical constraints and existing regulatory frameworks in Senegal.

L'évaluation de la pauvreté au Sénégal est essentielle pour mettre en place des politiques publiques adaptées aux réalités locales. Selon la Banque mondiale, en 2019, environ **36 % de la population sénégalaise** vivait en dessous du seuil de pauvreté national. Cette mesure repose principalement sur des recensements et des enquêtes traditionnelles, qui bien que rigoureuses, présentent plusieurs limites. Ces méthodes sont coûteuses, longues à réaliser et ne permettent pas d'obtenir des données en temps réel. Par exemple, l'Enquête Harmonisée sur les Conditions de Vie des Ménages (EHCVM) menée en 2018-2019 au Sénégal a pris plusieurs mois à être finalisée, rendant difficile une intervention rapide face aux crises. De plus, ces approches se concentrent souvent sur le revenu monétaire, sans toujours prendre en compte d'autres dimensions cruciales comme l'accès aux services de base. À titre d'illustration, **seulement 48 % de la population rurale** avait accès à des services de santé adéquats en 2021, selon l'Agence Nationale de la Statistique et de la Démographie (ANSD).

Face à ces défis, il devient nécessaire de repenser la manière dont la pauvreté est mesurée en intégrant des approches plus modernes et diversifiées. L'utilisation de nouvelles sources de données, comme les données mobiles, les réseaux sociaux ou encore les images satellites, peut permettre de mieux identifier les populations vulnérables. Une étude de la GSMA (organisation mondiale regroupant les opérateurs de téléphonie mobile) en 2022 a révélé que **70 % des adultes sénégalais possèdent un téléphone mobile**, ce qui offre une opportunité unique pour suivre la mobilité, l'inclusion financière et les comportements de consommation. De plus, les images satellites peuvent détecter les habitats précaires, et une analyse des transactions financières numériques peut identifier les ménages en difficulté avant qu'ils ne tombent dans une pauvreté plus profonde. Une actualisation des outils de mesure, combinant méthodes traditionnelles et nouvelles technologies, permettrait ainsi une prise de décision plus rapide et efficace, favorisant des interventions mieux ciblées pour lutter contre la pauvreté.

Dans cette partie, nous allons questionner la méthode actuelle de mesure de la pauvreté au Sénégal. Nous verrons ses fondements et ses limites, notamment son approche monétaire et ponctuelle. Enfin, nous soulignerons la nécessité d'une méthodologie plus multidimensionnelle, réactive et intégrant de nouvelles données.

POURQUOI REPENSER LA MESURE DE LA PAUVRETÉ ?

1. Enjeux de l'évaluation de la pauvreté au Sénégal

Le développement d'un pays ne repose pas uniquement sur son PIB, l'ouverture de son économie ou bien même sa croissance économique. Selon l'Organisation des Nations Unies (ONU), le développement désigne une entreprise pluridimensionnelle qui vise à améliorer la qualité de vie de tous les peuples.

Cette définition laisse percevoir l'importance du niveau de vie et du bien-être des individus dans le développement d'un pays, en particulier au Sénégal. La notion de pauvreté représente alors l'inaccessibilité à ce dit bien-être et nous permet ainsi de témoigner de l'importance de la mesure de la pauvreté. L'évaluation de la pauvreté au Sénégal revêt des enjeux majeurs tant pour l'élaboration des politiques publiques que pour le suivi des Objectifs de Développement Durable (ODD). Une mesure précise et actualisée de la pauvreté permet aux décideurs d'orienter les interventions en faveur des populations les plus vulnérables et d'allouer efficacement les ressources publiques. Elle revêt alors une importance capitale.

2. Méthodologie actuelle de mesure de la pauvreté

Au Sénégal, l'Agence Nationale de la Statistique et de la Démographie (ANSD) s'appuie sur une méthodologie rigoureuse pour estimer la pauvreté à travers l'Enquête Harmonisée sur les Conditions de

Vie des Ménages (EHCVM). Cette enquête annuelle permet de suivre l'évolution de la pauvreté en se basant principalement sur la consommation des ménages, un indicateur jugé plus fiable que le revenu, souvent difficile à mesurer précisément. Cette méthodologie repose sur deux concepts clés : l'indicateur de bien-être et le seuil de pauvreté.

a) Indicateur de bien être

Contrairement à une approche basée sur le revenu, l'ANSD privilégie la consommation pour évaluer le niveau de vie des ménages. Cette approche est justifiée par plusieurs raisons :

- **Difficulté d'accès aux données sur les revenus** : Les ménages sont souvent réticents à déclarer leurs revenus réels, et de nombreux travailleurs évoluent dans l'informel sans rémunération fixe.
- **Pertinence de la consommation** : Elle reflète mieux les conditions réelles de vie, car elle intègre non seulement les revenus, mais aussi les transferts, les aides et d'autres formes de soutien.

L'indicateur de bien-être repose sur la consommation annuelle par tête, décomposée en consommation alimentaire et non alimentaire.

→ Composante alimentaire

La consommation alimentaire est un indicateur clé, puisqu'elle reflète directement l'accès des ménages à des ressources essentielles. Elle est mesurée à travers trois principales enquêtes :

- **L'Enquête NSU (Unité Non Standard)** : Elle vise à standardiser les produits généralement vendus en unités non conventionnelles. Par exemple, un tas de papayes ou une botte de légumes est converti en poids précis pour garantir une mesure homogène.
- **L'Enquête des Prix des Produits** : Elle permet d'élaborer un indice de déflation des prix dans le temps et dans l'espace, afin d'assurer la comparabilité des données entre les différentes périodes et régions du pays.

- **L'Enquête Ménage** : Elle capture la consommation alimentaire à travers trois sources principales : Les repas consommés à domicile, Les repas pris à l'extérieur (restaurants, cantines, etc.) et Les repas reçus sous forme de dons ou de cadeaux.

Toutes ces informations permettent d'estimer de manière précise la consommation alimentaire des ménages et de corriger d'éventuelles distorsions dues aux fluctuations des prix et aux variations des habitudes de consommation.

→ Composante non alimentaire

La composante non alimentaire des dépenses des ménages englobe quatre éléments essentiels mesurés pour évaluer le niveau de vie : premièrement, tous les biens de consommation courante qui s'épuisent rapidement (produits d'hygiène, vêtements, électricité, eau, transport); deuxièmement, la valeur annualisée de l'utilisation des biens durables comme les meubles et appareils électroménagers; troisièmement, les sommes consacrées aux événements sociaux importants tels que mariages, baptêmes et funérailles; et quatrièmement, une estimation du loyer que les propriétaires ou bénéficiaires de logements gratuits auraient dû payer s'ils avaient été locataires d'un logement similaire, valeur ajoutée à leurs dépenses même si elle n'est pas effectivement déboursée.

Mais aussi, afin d'obtenir une estimation plus stable et comparable du niveau de vie des ménages sur une longue période, la consommation annuelle est extrapolée en appliquant un facteur de conversion. Pour ajuster ces estimations, deux indices additionnels sont appliqués : l'indice des prix temporel (pour suivre l'évolution des prix entre les deux vagues) et l'indice spatial du coût de la vie prenant en compte les disparités régionales.

→ Indice des prix temporels

$$\mathbf{IPT^{t,t+n}} = \frac{p^{t+n}}{p^t} * 100$$

Cet indice mesure l'évolution des prix entre deux périodes d'enquête. Il permet de suivre comment le coût de la vie change avec le temps. Si les prix ont augmenté de 5% entre la première vague d'enquête (t)

et la deuxième vague (t+n), l'IPT sera de 105. En divisant la consommation par cet indice, on élimine l'effet de l'inflation, permettant ainsi de comparer le pouvoir d'achat réel à différentes périodes. C'est essentiel pour distinguer l'augmentation de la consommation nominale (en valeur monétaire) de l'augmentation du pouvoir d'achat réel. Sans cet ajustement, on pourrait incorrectement interpréter une hausse des dépenses due à l'inflation comme une amélioration du niveau de vie.

→ **Indice spatial du coût de la vie**

$$ISCV^r = \frac{P^r}{P^{ref}} * 100$$

Cet indice capture les différences de prix entre les régions géographiques. Un même panier de biens peut coûter différemment à Dakar, dans une ville secondaire, ou en zone rurale. Par exemple, si les prix dans la région r sont 10% plus élevés que dans la région de référence, l'ISCV sera de 110. En appliquant cet ajustement, on reconnaît qu'un même montant d'argent ne procure pas le même niveau de vie dans toutes les régions, permettant ainsi des comparaisons plus justes entre zones géographiques. Cet indice est crucial pour éviter de surestimer la pauvreté dans les régions où le coût de la vie est plus bas, ou de la sous-estimer dans les zones où les prix sont plus élevés.

En somme, l'indicateur du bien-être se base principalement sur la consommation alimentaire et non alimentaire pour évaluer le niveau de vie des ménages tout en réduisant au mieux les biais par une extrapolation de la consommation annuelle. Toutefois, afin d'interpréter les niveaux de consommation en termes de pauvreté, un seuil de référence est nécessaire, permettant d'indiquer les ménages vivant dans des conditions de précarité économique.

b) Seuil de pauvreté

Le seuil de pauvreté est un indicateur permettant de déterminer la part de la population dont les ressources sont insuffisantes pour couvrir les besoins essentiels. Il sert ainsi de référence pour identifier les

ménages vivant en situation de précarité économique. Ce seuil est calculé en deux étapes : la détermination du seuil alimentaire et du seuil non alimentaire.

→ **Seuil Alimentaire**

Le seuil alimentaire correspond au coût d'un panier alimentaire minimal couvrant les besoins nutritionnels essentiels. Il est défini sur la base des normes internationales :

- Une personne doit consommer entre 2 100 et 2 400 kilocalories par jour.
- Pour le Sénégal, la norme retenue est de 2300 kilocalories par jour.

Le panier alimentaire est construit en sélectionnant les produits les plus couramment consommés, représentant 90 % des dépenses alimentaires totales des ménages. Cependant, pour éviter que les extrêmes ne faussent les résultats : les ménages les plus pauvres (ceux appartenant aux 20 % les moins aisés) et les ménages les plus riches (ceux appartenant aux 20 % les plus aisés) sont exclus de ce calcul. L'objectif est d'obtenir un panier reflétant les habitudes de consommation des ménages moyens proches du seuil de pauvreté. Pour chaque produit :

- Le nombre de kilocalories est calculé.
- Le prix d'une kilocalorie est estimé en fonction des relevés de prix.
- Le coût total de 2 300 kcal est déterminé.

→ **Seuil non alimentaire**

Une fois le seuil alimentaire établi, il faut également prendre en compte les autres besoins essentiels tels que le logement, l'habillement, le transport et l'énergie.

Le seuil non alimentaire est donc défini à partir des dépenses des ménages dont la consommation alimentaire se situe à ± 10 % du seuil de pauvreté alimentaire. L'idée est que ces ménages consacrent la quasi-totalité de leurs ressources à la satisfaction de leurs besoins fondamentaux, ce qui permet d'estimer le niveau minimal de dépenses non alimentaires nécessaires pour assurer un mode de vie décent.

Ainsi, le seuil de pauvreté total est obtenu en additionnant le seuil alimentaire et le seuil non alimentaire, fournissant une référence objective pour l'analyse de la pauvreté au Sénégal.

3. Limites des approches actuelles

D'abord, bien qu'ils aient une approche pertinente basée sur la consommation des ménages ainsi que leurs dépenses de consommation, l'indicateur de bien-être et le seuil de pauvreté ne capturent que les conditions de vie des ménages sur une perspective de consommation. Cette approche ne prend pas en compte la pauvreté multidimensionnelle qui inclut des éléments comme l'accès aux services de base. En guise d'illustrations, Certains ménages peuvent avoir des revenus faibles mais bénéficier de services publics gratuits, tandis que d'autres, bien que légèrement au-dessus du seuil de pauvreté, souffrent d'un manque d'accès aux services essentiels.

Ensuite, l'enquête repose largement sur des données déclaratives, ce qui peut entraîner un biais de sous/surévaluation. À une échelle plus grande, ceci peut avoir un effet néfaste sur les résultats comme une sous-évaluation de la consommation réelle donc une possible surestimation du taux de pauvreté et même une mauvaise identification des ménages vulnérables, limitant l'efficacité des politiques de lutte contre la pauvreté. Puis, comme il s'agit d'une enquête, la méthodologie repose sur un échantillon limité et ne permet pas toujours une cartographie détaillée des zones de pauvreté. Ceci peut résulter à la mal identification de certaines zones vulnérables notamment dans les périphéries urbaines et les zones rurales isolées.

Enfin, la méthodologie actuelle, centrée sur la capacité de subvenir à ses besoins de consommation, ne tient pas compte des nouvelles formes d'exclusion, notamment l'exclusion numérique (difficulté d'accès à Internet, aux services numériques) et l'exclusion financière (absence de compte bancaire, dépendance au cash). Elle ne capte donc pas la vulnérabilité liée à l'économie digitale. Par exemple, un ménage peut ne pas être considéré comme pauvre alors qu'il est totalement exclu du système financier formel et dépend uniquement de sources de revenus précaires.

Cependant, ce qui freine le plus la méthodologie de mesure actuelle et ce qui la rend d'autant plus archaïque et donc nécessaire à revisiter, c'est sa dépendance aux enquêtes ponctuelles et son absence de

suivi en temps réel puisqu'elle repose principalement sur des enquêtes menées à des intervalles espacés. Ceci la rend incapable de capturer les variations rapides des conditions de vie dues aux chocs économiques, climatiques ou sanitaires.

4. Nécessité d'une actualisation pour mieux refléter la réalité

a) Décalage entre statistiques et réalité vécue

La méthodologie actuelle de mesure de la pauvreté adoptée par l'ANSD repose principalement sur des indicateurs monétaires, notamment les niveaux de consommation des ménages. Toutefois, bien que cette approche permette d'établir une tendance générale, elle peine à capturer la diversité des situations vécues par les populations pauvres.

En 2019, l'ANSD estimait le taux de pauvreté monétaire à 32,9%, mais cette statistique masque d'importantes disparités territoriales. En effet, 75% des pauvres vivent en milieu rural, une répartition qui met en évidence des inégalités géographiques marquées. Certaines régions, notamment celles du bassin arachidier, concentrent près d'un tiers des ménages en situation de pauvreté, tandis que les zones urbaines présentent un taux bien plus faible.

De plus, la méthodologie d'échantillonnage des enquêtes pourrait être sujette à un biais de représentation. Les populations rurales, particulièrement les plus isolées, sont parfois sous-échantillonnées, ce qui pourrait mener à une sous-estimation des niveaux réels de pauvreté. D'après l'étude BOS/PSE, 53,6% des ménages ruraux vivent sous le seuil de pauvreté, contre 19,8% en milieu urbain. Ces chiffres illustrent l'urgence d'une approche plus fine et plus représentative des réalités locales.

b) Insuffisance de l'approche monétaire

L'évaluation actuelle de la pauvreté repose sur une logique de consommation monétaire, qui, bien qu'essentielle, ne reflète qu'une partie du problème. En effet, la pauvreté ne se limite pas uniquement à l'incapacité d'acheter des biens et services, mais englobe aussi des facteurs structurels tels que l'accès aux services de base, la santé et l'éducation.

L'étude MODA 2024 (UNICEF/ANSD) révèle que 50% des enfants souffrent de privations multidimensionnelles, touchant des domaines essentiels comme l'éducation, la nutrition et la santé. Pourtant, cette réalité n'est pas pleinement prise en compte dans l'approche actuelle de mesure de la pauvreté. Un ménage peut théoriquement disposer d'un niveau de consommation au-dessus du seuil de pauvreté, tout en vivant dans des conditions précaires faute d'accès aux infrastructures de base.

La vulnérabilité financière constitue également une limite majeure de la méthodologie actuelle. De nombreux ménages dépendent de revenus instables et informels, ce qui les expose fortement aux chocs économiques. Pourtant, aucune donnée spécifique sur cette dimension n'est disponible dans les sources consultées, ce qui démontre un manque d'intégration de la précarité économique dans les outils de mesure de la pauvreté.

c) Incapacité à capturer les dynamiques temporelles

Un autre défi majeur de la méthodologie actuelle réside dans son approche statique, qui offre une photographie ponctuelle de la pauvreté sans en saisir l'évolution au fil du temps.

Entre 2018/2019 et 2021/2022, le taux de pauvreté est resté relativement stable, passant de 37,8% à 37,5%. Pourtant, cette apparente stabilité ne traduit pas forcément une absence de changements réels. En effet, la pandémie de COVID-19 et d'autres crises économiques ont pu affecter temporairement certains ménages sans que ces variations ne soient immédiatement visibles dans les données officielles.

L'absence d'un suivi longitudinal des trajectoires de vulnérabilité rend difficile la détection des phénomènes de basculement dans la pauvreté. Certains ménages peuvent temporairement voir leur niveau de consommation augmenter avant de retomber sous le seuil de pauvreté à la suite d'un choc externe. L'intégration de données plus fréquentes et réactives permettrait de mieux capturer ces évolutions et d'adapter plus efficacement les politiques publiques.

d) Vers une méthodologie renouvelée

Afin de surmonter les limitations actuelles, il devient impératif de moderniser l'approche méthodologique de l'ANSD, en intégrant de nouvelles dimensions et en exploitant des sources de données non conventionnelles.

→ Intégration de la multi-dimensionnalisation

Une analyse plus complète de la pauvreté doit prendre en compte plusieurs dimensions :

- L'accès aux services essentiels, y compris l'éducation, la santé et les infrastructures de base.
- La résilience face aux chocs, afin de cibler les populations les plus vulnérables aux crises économiques et climatiques.

→ Exploitation de sources de données non conventionnelles et suivi en temps réel

L'utilisation de nouvelles sources de données, telles que les données mobiles, les interactions sur les réseaux sociaux ou les images satellites, pourrait enrichir les mesures de la pauvreté. Ces sources permettent une analyse plus détaillée des dynamiques locales et des vulnérabilités émergentes, offrant ainsi une vision plus fine de la situation socio-économique. Cependant, bien que ces technologies offrent des perspectives intéressantes, elles ne sont pas encore pleinement intégrées dans les pratiques actuelles de mesure de la pauvreté.

Au lieu de se limiter à des enquêtes menées à des intervalles réguliers, l'établissement d'un panel de suivi permanent de 5000 ménages, régulièrement interrogés, pourrait fournir une meilleure compréhension des dynamiques de la pauvreté. Une telle approche permettrait d'adapter les politiques en temps réel, en fonction des évolutions socio-économiques et des données actualisées provenant de ces nouvelles sources.

PARTIE B

Dans cette partie, nous allons explorer les nouvelles sources de données permettant de mieux capturer la pauvreté. D'abord, nous définirons les données non conventionnelles et soulignerons leur importance. Ensuite, nous identifierons les aspects de la pauvreté qui échappent aux approches classiques. Enfin, nous analyserons la complémentarité entre les données traditionnelles et ces nouvelles sources.

NOUVELLES SOURCES DE DONNÉES POUR MIEUX CAPTurer

LA PAUVRETÉ

Le Sénégal, comme de nombreux pays en développement, fait face à d'importants défis dans sa lutte contre la pauvreté. Les politiques publiques efficaces nécessitent des données précises, actualisées et représentatives des différentes dimensions de la pauvreté. Or, les méthodes traditionnelles de collecte présentent des lacunes significatives.

L'émergence des technologies numériques et la transformation digitale rapide du pays offrent désormais de nouvelles perspectives pour mesurer et comprendre la pauvreté avec plus de précision, d'actualité et de granularité. Dans un pays où la mobilité saisonnière est importante, les approches innovantes de collecte et d'analyse des données deviennent essentielles pour élaborer des politiques publiques efficaces.

1. INTRODUCTION AUX DONNEES NON CONVENTIONNELLES

a) Définition des données non conventionnelles

Les données non conventionnelles représentent l'ensemble des informations obtenues par des moyens alternatifs aux enquêtes statistiques classiques menées par les instituts nationaux. Contrairement aux enquêtes ménages standardisées qui nécessitent une collecte directe et souvent coûteuse, les données non conventionnelles proviennent généralement de sources déjà existantes ou collectées passivement.

Parmi les principales catégories de données non conventionnelle, on distingue les données de téléphonie mobile, qui comprennent les traces d'appels, les transactions via des services financiers mobiles comme Orange Money ou Wave, ainsi que les schémas de déplacement des utilisateurs. Ces données fournissent des informations précieuses sur les comportements économiques et les flux financiers à l'échelle individuelle.

Les images satellite à haute résolution permettent d'observer des indicateurs physiques corrélés à la pauvreté : qualité du bâtiment, densité urbaine, accès aux infrastructures, couverture végétale. Des études récentes ont démontré que ces indicateurs visibles peuvent prédire avec une précision de 85-90% les niveaux de pauvreté mesurés par les enquêtes traditionnelles. De plus, la luminosité nocturne, captée par les satellites, constitue un proxy reconnu de l'activité économique et du développement infrastructurel. Son analyse temporelle permet de suivre l'évolution économique des territoires à intervalles réguliers.

L'activité sur les réseaux sociaux (Facebook, Twitter, TikTok) et les plateformes numériques génère des données sur les préoccupations, les comportements et les tendances socio-économiques. Au Sénégal, plus de 7 millions de personnes utilisent régulièrement ces plateformes. Ainsi, l'analyse des requêtes sur les moteurs de recherche peut également révéler des indicateurs de précarité économique, comme l'augmentation des recherches liées à l'aide sociale, l'emploi ou les prix des denrées de base.

Enfin, les données transactionnelles (achats numériques, transferts d'argent) et les informations collectées par des capteurs connectés (accès à l'eau, consommation énergétique) complètent cet écosystème de données alternatives permettant d'enrichir notre compréhension de la pauvreté.

b) Avantages des données non conventionnelles pour mesurer la pauvreté

L'utilisation des données non conventionnelles présente de nombreux atouts pour améliorer notre compréhension de la pauvreté au Sénégal. Leur principale force réside dans leur temporalité améliorée. Contrairement aux enquêtes traditionnelles produisant des instantanés espacés de plusieurs années, ces données permettent un suivi continu ou à haute fréquence des conditions économiques. Cette caractéristique s'avère particulièrement précieuse dans un contexte où la pauvreté peut fluctuer rapidement en fonction des aléas climatiques, économiques ou sanitaires, comme l'a démontré la récente pandémie de COVID-19.

La couverture géographique étendue constitue un autre avantage déterminant. Les données satellitaires et celles issues des réseaux de télécommunication couvrent l'intégralité du territoire national, y compris les zones reculées où les enquêteurs peinent à se rendre. Cette couverture permet d'identifier des poches de pauvreté jusqu'alors invisibles dans les statistiques officielles et de mieux comprendre les disparités territoriales.

La granularité fine des données non conventionnelles représente également une avancée significative. Là où les enquêtes classiques fournissent généralement des estimations au niveau régional, ces nouvelles sources permettent souvent des analyses à l'échelle des communes, des quartiers ou même des villages. Cette précision spatiale facilite le ciblage géographique des interventions de lutte contre la pauvreté et l'adaptation des politiques aux réalités locales spécifiques.

Un quatrième avantage réside dans la capacité de ces données à capturer la multi dimensionnalité de la pauvreté. Au-delà des aspects purement monétaires, elles permettent d'observer des dimensions comme l'accès aux services essentiels, la mobilité, la connectivité numérique ou la vulnérabilité aux chocs, offrant ainsi une vision plus holistique du phénomène.

Enfin, le coût relativement réduit de l'exploitation de ces données, comparé à celui des grandes enquêtes nationales, constitue un argument économique de poids. Beaucoup de ces données sont déjà collectées par des acteurs privés ou publics pour d'autres finalités, et leur réutilisation à des fins d'analyse

de la pauvreté représente un investissement efficient des ressources limitées disponibles pour la statistique publique au Sénégal.

c) Pertinence d'utiliser les méthodes non conventionnelles pour mesurer la pauvreté au Sénégal

Le Sénégal offre un environnement particulièrement favorable à l'exploitation des données non conventionnelles grâce à sa forte pénétration numérique. En effet, le taux de pénétration mobile a dépassé 100% en 2023 et le taux d'accès au téléphone mobile (% d'individus de 12 ans et plus disposant d'un téléphone) est de 66,4%, y compris dans les segments les plus vulnérables de la population. Le volume des transactions financières mobiles atteint 48 millions mensuellement, pour une valeur de 1 200 milliards FCFA (ministère de l'Économie Numérique, 2023), générant une trace numérique substantielle des comportements économiques. La couverture internet, quant à elle, touche 58,2% de la population (DataReportal, 2023), offrant une base solide pour l'exploitation des données générées en ligne.

Cette infrastructure numérique robuste constitue un atout majeur pour développer des approches innovantes de mesure de la pauvreté.

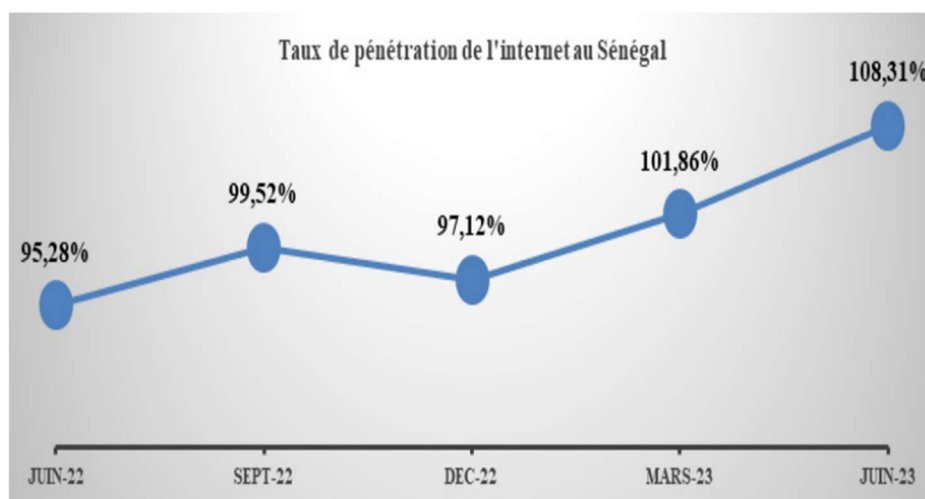


Figure 1: Taux de pénétration de l'internet au Sénégal

Source : ARTP : RAPPORT TRIMESTRIEL SUR LE MARCHE DES COMMUNICATIONS ELECTRONIQUES, Avril-Juin 2023

	Zone			Quintile					Total
	Dakar urbain	Autre urbain	Rural	Plus pauvre	Q2	Q3	Q4	Plus riche	
% de ménages abonnés au réseau de téléphone fixe	5,8	1,9	0,2	0,0	0,1	0,2	0,5	6,3	2,2
Taux de pénétration du téléphone mobile (% de ménages avec au moins un membre disposant de téléphone portable)	99,6	99,6	99,0	98,8	99,5	99,2	99,4	99,5	99,3
Taux d'accès au téléphone mobile (% d'individus de 12 ans et plus disposant d'un téléphone)	79,8	68,5	58,4	50,8	59,3	64,3	71,8	80,8	66,4

Tableau 1 : Indicateurs d'accès à la téléphonie mobile selon le milieu de résidence

Source : Rapport EHCVM 2021/2022, ANSD

2. ASPECTS DE LA PAUVRETE ECHAPPANT AUX APPROCHES CLASSIQUES

Les méthodes traditionnelles de mesure de la pauvreté au Sénégal, principalement basées sur des enquêtes auprès des ménages présentent des limites méthodologiques significatives. Ces approches, bien qu'essentielles, laissent dans l'ombre plusieurs dimensions cruciales de la pauvreté.

a) Les ménages invisibles : populations mobiles et zones inaccessibles

Les enquêtes traditionnelles sur la pauvreté au Sénégal souffrent d'importantes lacunes en matière de couverture démographique et géographique :

→ Populations mobiles non représentées :

Selon l'Organisation Internationale pour les Migrations (OIM, 2023), le Sénégal compte environ 1,7 million de migrants saisonniers internes qui se déplacent régulièrement entre zones rurales et urbaines. Ces populations sont systématiquement sous-représentées dans les enquêtes, car 68% d'entre elles sont absentes de leur résidence principale pendant les périodes de collecte de données (ANSD, 2022).

→ Zones géographiques inaccessibles :

14% du territoire sénégalais, principalement dans les régions de Kédougou, Tambacounda et certaines zones du Ferlo, présente des difficultés d'accès significatives pour les enquêteurs. Ces zones abritent approximativement 830 000 personnes selon les estimations du PNDL (2023).

→ **Quartiers informels urbains :**

Les quartiers informels de Dakar, Pikine, Guédiawaye et autres centres urbains, où résident environ 1,2 million de personnes, sont insuffisamment couverts par les échantillonnages standard basés sur les recensements souvent obsolètes (UN-Habitat, 2023).

→ **Populations vulnérables spécifiques :**

Les personnes sans domicile fixe (estimées à 32 000 selon une étude de UNICEF, 2023), les communautés nomades (environ 26 000 personnes) et les populations déplacées internes (18 000 personnes) sont pratiquement invisibles dans les statistiques officielles de pauvreté.

Les données non conventionnelles offrent des solutions innovantes pour capturer ces populations "invisibles" :

- **Données de téléphonie mobile :** L'analyse des métadonnées de téléphonie mobile permet de suivre les schémas de mobilité et d'identifier les migrations saisonnières avec une précision de 89% (Orange Data for Développement, 2022).
- **Imagerie satellite nocturne :** Les données de luminosité nocturne permet de détecter des implantations humaines non répertoriées dans les recensements officiels dans certaines régions comme Kédougou et Tambacounda.
- **Cartographie haute résolution :** L'utilisation d'images satellite à haute résolution (50 cm) permet d'identifier et caractériser des quartiers.
- **Données des réseaux sociaux :** L'analyse des connexions aux réseaux sociaux géolocalisées permet d'estimer la présence de populations mobiles dans différentes zones urbaines.

b) Ménages agricoles : au-delà des apparences de pauvreté

Les méthodes conventionnelles tendent à mal évaluer la situation économique réelle des ménages agricoles sénégalais pour plusieurs raisons fondamentales :

→ Saisonnalité des revenus :

Les enquêtes ponctuelles ne capturent pas la forte saisonnalité des revenus agricoles. Selon le ministère de l'Agriculture (2023), 76% des revenus des exploitations agricoles sont générés pendant seulement 3 à 4 mois de l'année. Une enquête réalisée pendant la période de soudure surestimerait la pauvreté, tandis qu'une autre menée après les récoltes la sous-estimerait.

→ Autoconsommation sous-évaluée :

Les méthodes standard peinent à valoriser correctement l'autoconsommation. Une étude de l'ISRA (2022) révèle que l'autoconsommation représente entre 35% et 62% de la valeur économique totale générée par les ménages agricoles, mais n'est comptabilisée qu'à hauteur de 24% en moyenne dans les enquêtes pauvreté.

→ Actifs productifs ignorés :

La possession de bétail, terres et équipements agricoles est insuffisamment prise en compte. Un ménage possédant du bétail d'une valeur de 1,5 million FCFA peut être classé comme "pauvre" si ses flux monétaires sont faibles, malgré ce patrimoine significatif (ANSD/FAO, 2022).

→ Économie non monétaire :

Les systèmes d'entraide communautaire, d'échange de services et de troc, particulièrement importants en milieu rural, représentent selon une étude de l'Université Gaston Berger (2023) l'équivalent de 18% à 27% des revenus monétaires mais sont rarement comptabilisés.

Les données non conventionnelles permettent une évaluation plus nuancée et dynamique de la situation des ménages agricoles :

- **Imagerie satellite multi temporelle** : L'analyse des images satellite sur plusieurs saisons permet d'évaluer la productivité.
- **Données météorologiques et hydrologiques** : La combinaison de données satellitaires et de capteurs IoT permet d'estimer les rendements agricoles et d'anticiper les périodes de stress avec 3 à 4 mois d'avance. Ces modèles ont démontré que la volatilité des revenus agricoles était 2,7 fois supérieure à celle des revenus urbains (CGIAR, 2023).
- **Imagerie drone pour l'évaluation du bétail** : Des projets pilotes utilisant des drones équipés de caméras thermiques permet de comptabiliser avec précision le bétail dans des communautés pastorales comme celles du Ferlo.

c) **L'économie informelle : richesse invisible et résilience économique**

Le secteur informel, qui représente selon la DPEE (2023) 41,6% du PIB sénégalais et emploie environ 97% de la population active non agricole, reste largement sous-estimé dans les enquêtes traditionnelles sur la pauvreté :

→ **Sous-déclaration systématique** :

Les acteurs du secteur informel sous-déclarent régulièrement leurs revenus et activités par crainte fiscale ou administrative. Une étude comparative de l'ANSD (2023) révèle un écart moyen de 37% entre les revenus déclarés et les revenus réels dans ce secteur.

→ **Multiplicité des sources de revenus** :

Un ménage urbain moyen dispose de 2,4 sources de revenus informels selon l'enquête ENES (2022), mais les questionnaires standards ne capturent généralement que l'activité principale, conduisant à une sous-estimation des revenus totaux.

→ **Transactions non monétaires** :

Les échanges de services, le crédit informel et les systèmes de tontine représentent selon la BCEAO (2023) l'équivalent de 18% du volume financier formel, mais sont rarement intégrés dans les calculs de pauvreté.

→ Volatilité temporelle :

Les revenus informels varient considérablement selon les périodes (journalière, hebdomadaire, saisonnière). Une étude de l'IFPRI (2022) a montré des variations de revenus pouvant atteindre 67% d'une semaine à l'autre pour les petits commerçants de Dakar.

Les données non conventionnelles permettent de mieux appréhender la réalité économique du secteur informel :

- **Données de transactions financières mobiles** : L'analyse des flux sur les plateformes comme Wave, Orange Money et Free Money révèle que le volume de transactions des acteurs informels est 2,3 fois supérieur à leurs revenus déclarés (CGAP, 2023). Ces données permettent d'identifier des ménages classés comme "pauvres" qui gèrent des flux financiers mensuels dépassant le seuil de pauvreté.
- **Données de mobilité urbaine** : L'analyse des schémas de déplacement extraits des données de téléphonie mobile permet d'identifier les zones de forte activité commerciale informelle.

3. LA COMPLEMENTARITE ENTRE DONNEES TRADITIONNELLES ET NOUVELLES SOURCES DE DONNEES

La véritable innovation réside dans la complémentarité entre les méthodes traditionnelles et les nouvelles sources de données. Cette complémentarité s'articule autour de plusieurs dimensions fondamentales qui, ensemble, permettent une compréhension plus riche et plus nuancée de la pauvreté au Sénégal.

a) Complémentarité Temporelle

Les nouvelles sources de données peuvent combler les lacunes temporelles entre les grandes enquêtes nationales, offrant ainsi une vision plus continue et dynamique de la pauvreté. Les données de téléphonie mobile, d'imagerie satellitaire et de transactions électroniques sont disponibles en temps quasi-réel, permettant un suivi continu de certains indicateurs de pauvreté que les méthodes traditionnelles, limitées par leur périodicité, ne peuvent fournir. Cette disponibilité temporelle permet également une détection précoce des chocs affectant les populations vulnérables. Qu'il s'agisse de sécheresses, d'inondations ou de crises économiques, les nouvelles sources permettent d'identifier rapidement leurs impacts, bien avant que les enquêtes traditionnelles ne puissent les mesurer, facilitant ainsi une réponse plus rapide et mieux adaptée.

La pauvreté au Sénégal est souvent caractérisée par une forte saisonnalité, particulièrement en milieu rural où les revenus des ménages dépendent étroitement du calendrier agricole. Les nouvelles sources de données permettent de capturer ces variations intra-annuelles que les enquêtes ponctuelles manquent généralement, offrant ainsi une vision plus réaliste des dynamiques temporelles de la pauvreté. Lors de la pandémie de COVID-19, par exemple, les données de mobilité issues des téléphones mobiles ont permis de suivre en temps réel l'impact des mesures de confinement sur les déplacements et, indirectement, sur les activités économiques, fournissant ainsi des informations cruciales bien avant les résultats des enquêtes post-COVID.

b) Complémentarité Spatiale

Les nouvelles sources de données transforment radicalement notre capacité à analyser la distribution spatiale de la pauvreté en permettant une désagrégation beaucoup plus fine que les enquêtes traditionnelles. L'imagerie satellitaire et les données de téléphonie mobile permettent de produire des cartes de pauvreté à l'échelle des villages ou même des quartiers, là où les enquêtes traditionnelles ne fournissent généralement que des statistiques régionales ou départementales. Cette granularité spatiale fine permet d'identifier des poches de pauvreté qui pourraient être masquées par les moyennes régionales dans les enquêtes traditionnelles, conduisant à des interventions plus ciblées et potentiellement plus efficaces.

Dans les grandes villes comme Dakar, les nouvelles sources permettent de mettre en évidence les fortes disparités socio-économiques entre quartiers, révélant ainsi l'hétérogénéité urbaine souvent sous-estimée dans les analyses traditionnelles. Un projet exemplaire mené en collaboration entre l'ANSD et la Banque Mondiale a utilisé des images satellitaires combinées aux données du recensement pour produire des cartes de pauvreté à l'échelle des communes, révélant des disparités importantes au sein même des départements. Ces résultats ont permis d'affiner le ciblage géographique des programmes sociaux et de développer des stratégies d'intervention adaptées aux réalités locales.

c) Complémentarité Méthodologique

Sur le plan méthodologique, les approches traditionnelles et nouvelles se renforcent mutuellement dans un cercle vertueux d'amélioration continue. Les enquêtes traditionnelles fournissent des données de référence essentielles permettant de calibrer et de valider les modèles basés sur les nouvelles sources, assurant ainsi leur fiabilité et leur pertinence. Réciproquement, les nouvelles sources peuvent être utilisées pour enrichir la conception des enquêtes traditionnelles, en orientant l'échantillonnage vers des zones d'intérêt particulier ou en suggérant de nouvelles questions pertinentes, améliorant ainsi leur efficacité et leur pertinence.

La disponibilité de sources multiples permet également une triangulation des résultats, permettant d'identifier les incohérences potentielles et de renforcer la fiabilité globale des mesures de pauvreté. Dans le cadre de l'initiative "Data for Development" (D4D) au Sénégal, les chercheurs ont pu démontrer une forte corrélation entre certains indicateurs dérivés des données de téléphonie mobile et les mesures traditionnelles de pauvreté, validant ainsi le potentiel des nouvelles approches tout en les ancrant solidement dans les méthodes éprouvées.

Dans cette partie, nous allons étudier comment des données inhabituelles peuvent enrichir la mesure de la pauvreté au Sénégal. Nous analyserons d'abord l'apport des données mobiles, en examinant leur collecte, leur traitement et leur potentiel comme indicateurs de pauvreté. Ensuite, nous verrons comment les images satellites permettent une observation fine du territoire. Enfin, nous étudierons l'utilisation des données financières numériques pour détecter les vulnérabilités économiques, tout en abordant les enjeux d'intégration et les considérations éthiques

LES DONNÉES INHABITUELLES : UN LEVIER POUR UNE MESURE PLUS FINE

1. UTILISATION DES DONNÉES MOBILES (APPELS ET SMS)

Les données mobiles, collectées à travers les enregistrements d'appels et de SMS (Call Data Records), représentent une source nouvelle et dynamique d'informations pour la mesure de la pauvreté. Contrairement aux enquêtes traditionnelles, qui sont souvent coûteuses, peu fréquentes et globales, les données mobiles offrent une couverture en temps réel, à grande échelle, et à faible coût. L'étude menée par *Pokhriyal & Jacques (2017)* a démontré que les données mobiles permettent de prédire avec précision la pauvreté multidimensionnelle au Sénégal, en se basant sur des indicateurs comportementaux et géospatiaux comme la mobilité, les interactions sociales et l'accès aux services.

a) Collecte et Traitement des Données Mobiles

➤ Sources de Données

Les données utilisées dans cette étude proviennent des enregistrements d'appels et de messages textes collectés par **Sonatel**, l'un des principaux opérateurs mobiles au Sénégal. En 2013, les CDR¹ ont couvert **9,54 millions d'utilisateurs** anonymisés et ont généré **11 milliards de transactions** (appels et SMS), associées à **1 666 antennes mobiles** réparties à travers le pays. Ces données offrent plusieurs variables essentielles pour comprendre les comportements sociaux et économiques :

- **Activité** : Le nombre de jours actifs (nombre de jours durant lesquels un abonné a émis ou reçu un appel ou un SMS) et la durée des appels.
- **Mobilité** : Le nombre d'antennes visitées, le rayon de gyration², indiquant les déplacements géographiques des abonnés.
- **Interactions sociales** : La diversité des contacts (entropie des appels), reflétant la diversité sociale de l'individu, ainsi que l'intensité des échanges.

➤ Agrégation Spatiale des Données

L'agrégation spatiale des données mobiles est un processus essentiel qui permet de transformer les informations détaillées et individuelles obtenues à partir des CDR en indicateurs représentatifs à l'échelle des communes. Pour cela, il est nécessaire d'identifier la résidence principale de chaque abonné à partir des données des antennes mobiles, afin de les lier aux zones géographiques d'intérêt. Ce processus se fait en deux étapes :

¹ Call data records : enregistrements de données d'appel, sont des informations détaillées générées par les opérateurs de télécommunications chaque fois qu'un appel téléphonique ou un message est effectué

² Le rayon de giration est le rayon du cercle parcouru par un mobile en mouvement circulaire uniforme.

- **La localisation des utilisateurs :**

Chaque utilisateur est associé à une "antenne domicile" sur la base de son activité nocturne, où il a passé le plus de temps (par exemple, les appels nocturnes, souvent un bon indicateur de résidence).

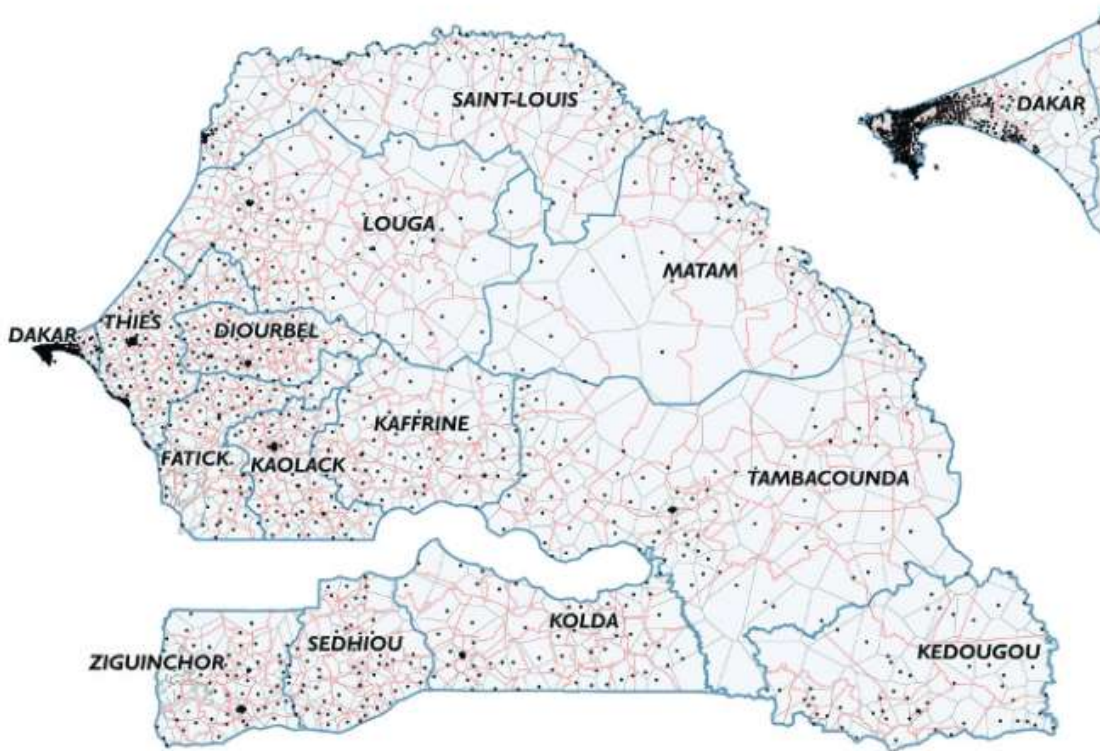


Figure 2 : l'emplacement des antennes de téléphone mobiles et la tessellation de Voronoï formée par ces tours

Source : Rapport de Neeti Pokhriyal et Damien Christophe Jacques (2017)

- **Le passage à l'échelle communale :**

Les caractéristiques individuelles extraites des CDR sont agrégées à l'échelle des communes par une méthode de **moyenne pondérée**. Chaque antenne mobile est associée à la commune où elle est située, et les indicateurs d'activité et de mobilité sont calculés pour chaque commune.

Cette approche permet de générer des valeurs représentatives pour chaque commune en fonction de l'activité des abonnés dans les antennes mobiles qui couvrent ces zones géographiques. Une fois l'agrégation faite, il est nécessaire de valider ces résultats. Pour cela, ces résultats seront comparés aux données réelles issues des recensements nationaux. Cette comparaison se fait à l'aide d'une analyse de corrélation, où la corrélation de Pearson entre les deux séries de données est calculée pour mesurer la concordance entre la répartition des populations estimée et celle issue du recensement. L'analyse a montré une corrélation de

0,85 entre les données agrégées à partir des CDR et les données de recensement, ce qui prouve la fiabilité de l’approche d’agrégation spatiale.

b) Méthodologie : Comment lier les CDR à la Pauvreté

➤ **Rappels sur les variables prédictives issues des CDR**

Les CDR extraits ont permis d'identifier plusieurs variables clés pour prédire les niveaux de pauvreté à l’échelle des communes. Ces variables sont classées dans trois catégories :

Catégorie	Variables	Lien avec la pauvreté
Activité	Nombre de jours actifs, SMS envoyés	Proxy de la capacité économique
Mobilité	Rayon de gyration, antennes visitées	Lié à l’accès aux marchés et à l’emploi.
Réseau social	Entropie des contacts	Diversité sociale = meilleure résilience.

Tableau 2 : Lien des variables prédictives avec la pauvreté

Source : Recherches des auteurs

➤ **Modélisation : Régression par Processus Gaussiens (GPR)**

Pour relier les variables extraites des CDR à la pauvreté, les chercheurs ont utilisé la régression par processus gaussiens (GPR), une technique d'apprentissage machine non linéaire, qui permet de prédire les niveaux de pauvreté tout en intégrant une incertitude associée aux prédictions. L’équation du modèle GPR est :

$$y_i = \beta^T x_i + f(x_i) + \epsilon_i$$

Où :

- y_i est la valeur prédite de l’indice de pauvreté pour la commune i ;
- x_i représente les variables explicatives extraites des CDR ;
- $\beta^T x_i$ est la composante linéaire du modèle ;

- $f(x_i)$ est une fonction non linéaire qui modélise les relations complexes entre les variables ;
- ϵ_i est le terme d'erreur.

Le noyau gaussien utilisé dans ce modèle est de la forme :

$$K(x_i, x_j) = \sigma^2 \exp \left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2l^2} \right)$$

Où :

- σ^2 est la variance du processus gaussien ;
- l est un paramètre de lissage qui permet de tenir compte de l'existence d'effet de voisinage dans les prédictions proposées.

Le noyau spatial utilisé permet de prendre en compte les corrélations spatiales entre les communes, cruciales pour les modèles géographiques.

Ce modèle permet non seulement de faire des prédictions sur le niveau de pauvreté mais d'en proposer une estimation du degré de certitude sur les prédictions qui auront pu en être effectuée

➤ Sélection des Variables par Régression Élastique Net

Afin d'éviter le surajustement et pour garantir que seules soient utilisées les variables pertinentes, nous avons utilisé une méthode de régression Élastique Net qui combine les pénalités Lasso (L1) et Ridge (L2) pour assurer la sélection automatique des variables les plus pertinentes. Il permet de réduire le nombre de variables et de conserver uniquement celles qui ont un impact significatif sur la prédiction de la pauvreté.

La fonction de coût de l'Élastique Net est définie par :

$$\min_{\beta} \sum_i (y_i - \beta^T x_i)^2 + \lambda_1 \sum_j |\beta_j| + \lambda_2 \sum_j \beta_j^2$$

Où :

- λ_1 contrôle la pénalisation L1 et force certains coefficients à être nuls ;
- λ_2 contrôle la pénalisation L2 et empêche des coefficients extrêmes.

➤ Validation et Évaluation des Performances

Pour évaluer la performance du modèle, deux critères ont été utilisés :

- **Erreur quadratique moyenne (RMSE)**

Mesurée sur un échantillon de test pour vérifier l'exactitude des prédictions. Exactement 250 répétitions avec entraînement sur des communes éloignées géographiquement des communes de test.

- **Test de robustesse**

Le modèle a également été comparé à un modèle basé sur des images satellites, avec une corrélation de 0,84, confirmant l'efficacité de l'approche basée sur les CDR.

c) Résultats : Les CDR comme Proxy de la Pauvreté

➤ Précision des Prédictions

L'analyse des données mobiles a permis de démontrer une forte corrélation entre les variables extraites des CDR et les indicateurs traditionnels de la pauvreté. En comparant les estimations issues des CDR avec l'Indice de Pauvreté Multidimensionnelle (MPI) mesuré par les enquêtes nationales, une corrélation de 0,89 a été obtenue. Cette précision augmente légèrement (0,91) lorsque les CDR sont combinés avec d'autres sources de données, notamment les images satellites.

Les résultats montrent également que certaines dimensions spécifiques de la pauvreté sont bien capturées par les CDR. Par exemple, l'indicateur d'éducation affiche une corrélation de 0,86, suggérant que le volume d'appels et de SMS peut être un proxy fiable du niveau d'alphabétisation. De même, les conditions de vie, qui sont souvent caractérisées par une mobilité réduite en raison d'un accès limité aux

infrastructures et aux opportunités économiques, présentent une corrélation de 0,83 avec les variables de déplacement issues des CDR.

L'analyse statistique révèle que les prédictions obtenues via les CDR sont très proches de celles basées sur les données d'enquêtes classiques.

Indicateur	CDR	Satellites	Multi sources
IPM	0,89	0,84	0,91
Taux de pauvreté (H)	0,90	0,83	0,91

Tableau 3 : la performance des prédictions des CDR en comparaison avec d'autres sources de données

Source : Combinaison de sources de données disparates pour améliorer la prédiction et la cartographie de la pauvreté.

Ces résultats confirment que les CDR peuvent constituer un outil fiable pour estimer la pauvreté, avec une précision presque équivalente aux enquêtes traditionnelles, tout en offrant des mises à jour plus fréquentes et à moindre coût.

➤ Cartographie des Disparités

L'estimation de la pauvreté à l'échelle communale permet d'identifier des disparités spatiales marquées entre les zones urbaines et rurales. À Dakar et Thiès, où l'activité mobile est intense et la diversité des interactions sociales élevée, les prédictions indiquent un IPM plus faible, suggérant un niveau de pauvreté moindre. Ces régions sont caractérisées par une mobilité accrue, qui traduit un accès plus facile aux infrastructures, aux opportunités économiques et aux services essentiels.

À l'inverse, les zones rurales, telles que Tambacounda et Kolda, présentent des niveaux de pauvreté significativement plus élevés. La faible diversité des contacts et la mobilité réduite observées dans ces régions peuvent être interprétées comme des indicateurs de précarité, reflétant un accès limité aux réseaux sociaux et aux opportunités économiques. De plus, l'analyse spatiale des CDR révèle que dans certaines zones enclavées, les habitants se déplacent rarement hors de leur commune, ce qui limite leur capacité à accéder à des services essentiels comme l'éducation et la santé.

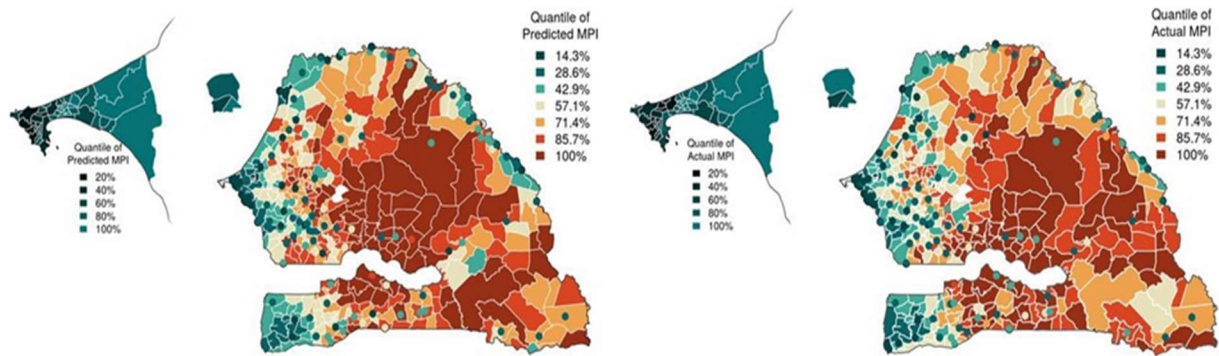


Figure 3 : l'IPM prédit (à gauche) et réel (à droite) au niveau de chaque commune

Source : Rapport de Neeti Pokhriyal et Damien Christophe Jacques (2017)

Légende : Les centres urbains sont représentés par de petits cercles sur la carte. Les communes des régions de Dakar et de Thiès sont représentées agrandies.

d) Limites et défis

➤ Biais de couverture et représentativité

Bien que les CDR se révèlent être un proxy efficace de la pauvreté, certains biais méthodologiques doivent être pris en compte. Tout d'abord, la couverture mobile n'est pas uniforme à travers le pays. En milieu urbain, plus de 92 % de la population possède un téléphone mobile, tandis qu'en milieu rural, ce taux varie entre 60 % et 70 %. Cette disparité entraîne un risque de sous-représentation des populations les plus vulnérables, notamment celles qui n'ont pas accès aux services téléphoniques.

➤ Protection des données et enjeux éthiques

L'exploitation des CDR pour la recherche pose des problèmes de confidentialité et de protection des données personnelles. Bien que les données soient généralement anonymisées, il existe toujours un risque de réidentification des individus, surtout lorsque les CDR sont combinés avec d'autres sources (ex. : données de localisation GPS, réseaux sociaux).

➤ Interprétabilité et complexité des modèles

Les modèles utilisés, comme la régression par processus gaussiens (GPR) ou les approches de Machine Learning, offrent des prédictions précises, mais leur interprétation reste complexe. Les indicateurs

issus des CDR (ex. : entropie des contacts, rayon de gyration) sont parfois difficiles à traduire en termes de pauvreté pour les décideurs politiques. Le recours à des modèles non linéaires peut entraîner un manque de transparence sur les facteurs exacts influençant la pauvreté.

Malgré ces défis, les CDR restent une source de données précieuse pour améliorer la mesure de la pauvreté, à condition d'être complétés par d'autres sources (enquêtes de terrain, images satellites). Leur utilisation nécessite toutefois une approche méthodologique rigoureuse, une protection stricte des données, et une bonne communication des résultats pour éviter tout biais ou mauvaise interprétation. Le développement de méthodes hybrides combinant données mobiles, satellites et socio-économiques pourrait permettre une mesure plus fine et en temps réel de la pauvreté, facilitant ainsi la prise de décision politique et l'optimisation des programmes de lutte contre la pauvreté.

2. UTILISATION DES IMAGES SATELLITES

a) Utilité des images satellitaires

La mesure de la pauvreté repose historiquement sur des enquêtes de terrain et des recensements, souvent coûteux et chronophages. Toutefois, ces méthodes traditionnelles présentent des limites, notamment en termes de couverture spatiale et de fréquence de mise à jour. Face à ces contraintes, l'utilisation des images satellites constitue une alternative innovante et complémentaire. Elles permettent une analyse approfondie de divers indicateurs socio-économiques à travers des données spatialisées et accessibles sur de larges territoires

D'une part, l'imagerie satellitaire permet une évaluation fine des infrastructures et des habitats. En analysant les matériaux de construction, la densité des bâtiments ou encore l'accès aux réseaux routiers, il est possible d'établir des corrélations avec les niveaux de pauvreté. Par exemple, des études menées au Kenya ont montré que les habitations de moins de 140 m² étaient fortement associées à des conditions de vie précaires. Cette méthode, couplée à des modèles statistiques avancés, améliore la précision des estimations de la pauvreté. Aussi, les satellites fournissent des données précieuses sur l'intensité lumineuse

nocturne, un indicateur souvent utilisé pour évaluer l'activité économique et l'accès à l'électricité. Des recherches menées par la Banque mondiale au Kenya et au Rwanda ont démontré que ces mesures permettent d'identifier les zones économiquement actives et celles qui restent sous-développées. Toutefois, cette approche présente des limites, notamment dans les régions non électrifiées, où d'autres indicateurs doivent être mobilisés.

De plus, l'analyse des dynamiques environnementales constitue également un axe clé de l'exploitation des images satellites dans la mesure de la pauvreté. La progression des bidonvilles, l'expansion urbaine informelle et la déforestation sont autant de facteurs révélateurs des pressions socio-économiques. Par exemple, la dégradation rapide des terres agricoles peut être un signe de précarité croissante, nécessitant des interventions ciblées.

Enfin, l'intégration de l'intelligence artificielle dans l'analyse des images satellites renforce leur utilité. Grâce à des algorithmes d'apprentissage profond, notamment les réseaux de neurones convolutifs, il est possible d'extraire des informations complexes sur l'urbanisation et les infrastructures. Cette approche hybride, combinant données satellitaires et enquêtes de terrain, a déjà été validée au Nigeria et en Tanzanie, offrant ainsi une meilleure granularité dans l'évaluation de la pauvreté.

b) Les prédispositions du Sénégal

Le Sénégal, conscient des opportunités offertes par les technologies satellitaires, a entrepris des initiatives stratégiques pour moderniser sa mesure de la pauvreté. L'une des avancées majeures réside dans le développement du satellite GAINDESAT-1A, conçu pour fournir des images haute résolution et renforcer les capacités analytiques du pays en matière de suivi socio-économique. L'une des premières applications du satellite GAINDESAT-1A concerne la surveillance des infrastructures et l'accès aux services essentiels. Grâce à des données précises sur l'évolution des réseaux électriques, des routes et des zones habitées, les autorités pourront identifier les régions sous-dotées et mieux orienter les politiques publiques. Cette capacité d'analyse est cruciale pour améliorer la distribution des ressources et assurer une planification plus efficace des interventions sociales.

Par ailleurs, le Sénégal s'adapte progressivement aux méthodes hybrides en intégrant des sources de données non conventionnelles, notamment les images satellites et les données mobiles. L'Agence nationale de la statistique et de la démographie (ANSD) a déjà mis en place des initiatives visant à compléter les enquêtes traditionnelles par ces nouvelles technologies. Avec GAINDESAT-1A, cette démarche sera renforcée, permettant d'obtenir des données locales de haute qualité et de réduire la dépendance aux sources internationales. Une autre application majeure de l'imagerie satellitaire au Sénégal concerne l'observation des changements climatiques et environnementaux. La surveillance de la déforestation, des migrations rurales et de l'expansion des zones urbaines informelles permet d'anticiper les effets des crises environnementales sur la pauvreté. Par exemple, une analyse des variations de couverture végétale peut aider à détecter les régions où l'agriculture est menacée, facilitant ainsi la mise en place de mesures d'adaptation.

Enfin, l'exploitation des données satellitaires contribuera à un renforcement des politiques publiques. En croisant ces informations avec les résultats des enquêtes terrain, le Sénégal pourra affiner ses stratégies de lutte contre la pauvreté et mieux cibler ses interventions. L'objectif est d'assurer une allocation optimale des ressources et de suivre l'efficacité des programmes de développement en temps réel, en conformité avec les ODD. Cependant, malgré ces avancées prometteuses, plusieurs défis doivent être pris en compte. D'une part, les biais géographiques liés à certaines données, comme la luminosité nocturne, limitent la pertinence des analyses dans certaines zones. D'autre part, la validation terrain reste indispensable pour calibrer les modèles et garantir la fiabilité des résultats. Enfin, le coût élevé des images haute résolution constitue un obstacle, bien que des techniques comme le « transfer learning » puissent contribuer à optimiser leur utilisation.

3. ACCES AUX SERVICES FINANCIERS NUMERIQUES

Face aux limites des méthodes traditionnelles d'évaluation de la pauvreté, les traces numériques laissées par les transactions financières offrent une perspective complémentaire, plus dynamique et

actualisée sur la vulnérabilité économique des ménages. L'analyse présente les principaux indicateurs exploitables et leur pertinence dans l'identification des foyers en situation de précarité.

a) Inclusion financière et vulnérabilité économique

➤ État des lieux de l'inclusion financière au Sénégal

L'inclusion financière constitue un pilier fondamental du développement économique et social. Au Sénégal, malgré des progrès significatifs, l'accès aux services financiers demeure inégal. Environ 42% des adultes sénégalais disposent d'un compte de services financiers, qu'il soit bancaire traditionnel ou mobile. Cette statistique masque cependant d'importantes disparités : le taux d'inclusion financière chute considérablement dans les zones rurales, où il peut descendre jusqu'à 25%, et parmi les femmes (35% contre 49% pour les hommes).

L'augmentation rapide de la pénétration des téléphones mobiles au Sénégal a catalysé le développement des services financiers mobiles, offrant une alternative aux services bancaires traditionnels. Des acteurs comme Orange Money, Wave ou Free Money ont transformé le paysage financier en permettant aux populations auparavant exclues d'accéder à des services financiers de base. Ces plateformes génèrent un volume considérable de données transactionnelles qui, analysées de manière appropriée, peuvent révéler des schémas de vulnérabilité économique.

➤ Indicateurs d'inclusion financière pour mesurer la pauvreté

Pour évaluer l'inclusion financière et son lien avec la vulnérabilité économique, plusieurs indicateurs peuvent être calculés à partir des données des services financiers numériques :

→ Taux de pénétration des services financiers (TPSF)

Le TPSF mesure la proportion de la population adulte ayant accès aux services financiers numériques dans une zone géographique donnée.

$$\text{TPSF} = \frac{\text{Nombre d'utilisateurs actifs de services financiers numériques}}{\text{Population adulte totale}} * 100$$

Un TPSF faible dans certaines régions peut indiquer des zones de plus grande vulnérabilité économique. Par exemple, si seulement 15% des adultes d'une zone rurale utilisent des services financiers numériques contre une moyenne nationale de 42%, cela peut signaler une zone prioritaire pour les interventions sociales.

→ **Indice de diversité d'utilisation (IDU)**

L'IDU évalue la variété des services financiers utilisés par un individu, reflétant sa sophistication financière. Les types de services peuvent inclure : transferts, paiements marchands, épargne, crédit, assurance, etc.

$$\text{IDU} = \frac{\text{Nombre de types de services utilisés}}{\text{Nombre total de types de services disponibles}}$$

Un IDU faible suggère une utilisation limitée et potentiellement une plus grande vulnérabilité. Par exemple, un utilisateur qui n'effectue que des retraits après réception de transferts présente un profil différent d'un utilisateur qui utilise également des services d'épargne et de paiement, ce qui peut indiquer une situation financière plus stable.

→ **Indice de dépendance aux transferts (IDT)**

L'IDT évalue dans quelle mesure un utilisateur dépend des transferts entrants pour ses ressources.

$$\text{IDT} = \frac{\text{Valeur totale des transferts entrants}}{\text{Valeur totale de toutes les transactions (entrantes et sortantes)}}$$

Un IDT élevé indique une forte dépendance aux transferts, ce qui peut constituer un signe de vulnérabilité économique, particulièrement si ces transferts proviennent principalement de la diaspora ou

de programmes d'aide. Cette dépendance peut signaler un manque d'opportunités économiques locales et une fragilité face aux chocs externes.

b) Cartographie de l'exclusion financière

L'analyse géospatiale des données d'inclusion financière permet d'identifier les zones géographiques où l'accès aux services financiers est limité. Ces "déserts financiers" correspondent souvent à des poches de pauvreté plus importantes. La cartographie peut être réalisée en combinant le TPSF avec d'autres indicateurs comme la densité des points de service financier et la diversité des services disponibles.

Cette approche permet de visualiser les disparités territoriales d'accès aux services financiers et d'identifier les zones prioritaires pour les interventions de développement. Par exemple, une cartographie du Sénégal pourrait révéler que certaines régions comme Matam ou Kédougou présentent des niveaux d'inclusion financière significativement plus faibles que les régions côtières, corrélés avec des taux de pauvreté plus élevés.

c) Analyse des transactions pour détecter les foyers en difficulté

➤ Schémas transactionnels révélateurs de précarité

L'analyse granulaire des comportements transactionnels offre une fenêtre unique sur la situation financière des ménages. Plusieurs schémas peuvent être identifiés comme indicateurs de précarité économique :

Les transactions de très petits montants répétées fréquemment indiquent généralement une absence d'épargne et une gestion au jour le jour des ressources financières. Ce comportement est caractéristique des ménages vivant dans la précarité, qui ne peuvent pas se permettre d'effectuer des achats groupés et doivent fractionner leurs dépenses en fonction de revenus quotidiens ou hebdomadaires irréguliers. Par exemple, un utilisateur qui effectue quotidiennement plusieurs petits retraits de 500-1000 FCFA plutôt que des

retraits hebdomadaires plus importants présente un profil typique de personne gérant ses finances au jour le jour, souvent associé à une situation de précarité.

Les transferts entrants réguliers de faible montant suggèrent souvent une dépendance à l'égard des transferts interpersonnels pour la survie quotidienne. Ces transferts peuvent provenir de membres de la famille, de communautés de solidarité, ou de programmes d'aide sociale. La régularité de ces transferts et leur montant peuvent indiquer le degré de dépendance d'un ménage aux sources externes de revenus. Par exemple, un utilisateur recevant systématiquement de petits transferts en fin de mois peut être en situation de dépendance économique chronique.

➤ Volatilité financière et indices de précarité

La précarité économique se manifeste souvent par une forte volatilité dans les comportements financiers. Cette instabilité peut être mesurée par plusieurs indices :

→ Coefficient d'Épuisement Rapide (CER)

Le CER évalue la rapidité avec laquelle les fonds sont dépensés après réception.

$$\text{CER} = \frac{\text{Temps moyen entre réception de fonds et épuisement à 80\%}}{\text{Temps moyen entre réception de fonds consécutives}}$$

Un CER élevé signifie que les fonds sont épuisés très rapidement après réception, indiquant une difficulté à gérer un budget sur la durée. Par exemple, si un utilisateur retire systématiquement 80% de son solde dans les 24 heures suivant la réception d'un transfert, cela peut indiquer une situation d'urgence financière permanente, caractéristique de la précarité.

→ Indice de Résilience Financière (IRF)

L'IRF estime la capacité d'un ménage à maintenir un minimum de ressources disponibles.

$$\text{IRF} = \frac{\text{Nombre de jours avec un solde supérieur au seuil minimal}}{\text{Nombre total de jours}}$$

Le seuil minimal peut être défini comme un pourcentage du solde médian de l'utilisateur ou comme un montant absolu.

Un IRF faible suggère une vulnérabilité aux chocs économiques. Les ménages avec une plus grande résilience financière maintiennent généralement un solde minimum même après leurs dépenses courantes, constituant ainsi une réserve pour faire face aux imprévus. L'absence de cette capacité est un indicateur fort de vulnérabilité économique.

➤ Méthodes avancées d'analyse transactionnelle

Au-delà des indicateurs individuels, des approches plus sophistiquées permettent d'exploiter pleinement la richesse des données transactionnelles :

La segmentation des utilisateurs selon leurs comportements transactionnels constitue une approche puissante pour identifier différents profils de vulnérabilité. En regroupant les utilisateurs présentant des caractéristiques similaires, en appliquant des techniques d'apprentissage non supervisé (clustering) sur des vecteurs d'indicateurs financiers, il devient possible d'identifier des groupes d'utilisateurs présentant des caractéristiques similaires, nécessitant potentiellement des interventions différenciées. La méthode k-moyennes ou les modèles de mélange gaussien sont particulièrement adaptés à ce type d'analyse, avec une normalisation préalable des variables. Par exemple, cette analyse pourrait révéler des groupes comme "travailleurs journaliers urbains", "agriculteurs de subsistance ruraux" ou "ménages dépendants des transferts de la diaspora", chacun avec des caractéristiques de vulnérabilité distinctes.

➤ Applications pratiques pour l'identification de la pauvreté

Les analyses transactionnelles peuvent être intégrées dans plusieurs applications concrètes de lutte contre la pauvreté :

Un système d'alerte précoce pour l'identification des ménages entrant en situation de précarité représente l'une des applications les plus prometteuses de cette approche. En surveillant en continu les indicateurs transactionnels et en détectant les tendances négatives avant qu'elles n'atteignent un point critique, les interventions peuvent être déclenchées de manière proactive. Par exemple, si les indicateurs d'un utilisateur auparavant stable commencent à se détériorer progressivement (augmentation du fractionnement des dépenses, diminution de la résilience financière), le système pourrait émettre une alerte pour une intervention sociale ciblée.

L'évaluation de l'impact des programmes sociaux sur les comportements financiers constitue une autre application majeure. En analysant les changements dans les indicateurs transactionnels avant et après la mise en œuvre d'un programme d'aide ou de développement, il devient possible d'évaluer son efficacité à court et moyen terme, sans attendre les cycles longs des enquêtes traditionnelles. Par exemple, suite à un programme de transferts monétaires conditionnels, on pourrait observer une amélioration de l'indice de résilience financière ou une diminution de la volatilité des soldes, indiquant un impact positif du programme.

Le ciblage plus précis des interventions d'aide sociale peut être significativement amélioré par l'analyse des données transactionnelles. En identifiant les profils de vulnérabilité spécifiques, les programmes peuvent être adaptés aux besoins particuliers de chaque groupe. Par exemple, les ménages présentant une forte dépendance aux transferts pourraient bénéficier de programmes d'inclusion économique, tandis que ceux présentant une forte volatilité financière pourraient être orientés vers des programmes d'éducation financière et d'épargne.

d) Intégration avec les autres sources de données

➤ Complémentarité avec les mesures traditionnelles

Les données transactionnelles issues des services financiers numériques ne remplacent pas les méthodes traditionnelles d'évaluation de la pauvreté, mais les complètent de manière significative.

L'intégration de ces deux approches peut se faire en combinant les indices de pauvreté calculés à partir des méthodes traditionnelles (enquêtes et recensements) avec ceux dérivés des données transactionnelles.

Cette approche hybride permet de bénéficier de la profondeur des enquêtes traditionnelles tout en exploitant la réactivité et la granularité temporelle des données transactionnelles. Par exemple, les enquêtes de ménage fournissent des informations détaillées sur les conditions de vie (logement, accès aux services de base, niveau d'éducation) qui ne sont pas capturées par les données transactionnelles, tandis que ces dernières révèlent des dynamiques financières quotidiennes invisibles dans les enquêtes ponctuelles.

➤ Fusion avec d'autres sources de données non conventionnelles

Pour une vision encore plus complète de la pauvreté, les données transactionnelles peuvent être combinées avec d'autres sources de données non conventionnelles. En effet, l'intégration des données de services financiers numériques avec les analyses de réseaux sociaux, les données de télécommunication et les images satellites peut générer une compréhension multidimensionnelle de la pauvreté. Par exemple, la corrélation entre les schémas de mobilité (données téléphoniques), la qualité de l'habitat (images satellites) et les comportements financiers peut révéler des dimensions complémentaires de la précarité.

Cette approche multi-sources permet de capturer différentes facettes de la pauvreté : la dimension économique (transactions financières), la dimension sociale (réseaux sociaux et communications), et la dimension matérielle (images satellites des infrastructures et habitats). Par exemple, des zones présentant à la fois des indices de précarité financière élevés, une faible mobilité des habitants et des infrastructures précaires visibles par satellite constituerait des zones prioritaires pour les interventions de développement.

e) Considérations éthiques et limitations

➤ Protection des données personnelles

L'utilisation des données transactionnelles pour mesurer la pauvreté soulève d'importantes questions éthiques, particulièrement en matière de protection de la vie privée. Pour garantir une utilisation responsable, plusieurs principes doivent être respectés :

- Anonymisation rigoureuse des données avant analyse
- Agrégation au niveau communautaire plutôt qu'individuel lorsque possible
- Consentement éclairé des utilisateurs pour l'utilisation de leurs données à des fins d'analyse
- Sécurisation des données contre les accès non autorisés
- Transparence sur les méthodes d'analyse et leurs finalités

➤ Biais et représentativité

Malgré leur potentiel, les données des services financiers numériques présentent des limitations importantes en termes de représentativité :

- Exclusion des populations n'ayant pas accès aux services financiers numériques
- Sous-représentation des transactions effectuées en espèces
- Biais potentiels liés aux différences d'adoption selon l'âge, le genre ou la localisation

Pour atténuer ces biais, un Facteur de Correction de Représentativité (FCR) peut être appliqué :

$$\text{FCR}_{\text{groupe}} = \frac{\text{Proportion du groupe dans la population}}{\text{Proportion du groupe parmi les utilisateurs de services financiers}}$$

Les indicateurs peuvent ensuite être ajustés par ce facteur pour améliorer leur représentativité.

En somme, l'analyse des données issues des services financiers numériques offre une perspective novatrice et dynamique sur la mesure de la pauvreté au Sénégal. Cette approche permet une actualisation plus fréquente des indicateurs, une granularité plus fine et une réactivité accrue face aux chocs économiques, complétant efficacement les méthodes traditionnelles.

L'amélioration des mécanismes de mesure de la pauvreté au Sénégal constitue un enjeu majeur pour l'élaboration de politiques publiques efficaces et adaptées aux réalités socio-économiques du pays. Les approches traditionnelles, bien que fondamentales, présentent certaines limites qui justifient la nécessité d'explorer de nouvelles méthodologies. L'intégration de données non conventionnelles, telles que celles issues des réseaux sociaux, des transactions financières mobiles ou encore des images satellites, offre des perspectives novatrices pour une évaluation plus fine et dynamique des situations de précarité.

Toutefois, l'adoption de ces approches nécessite une réflexion approfondie sur les défis qu'elles soulèvent, notamment en matière d'accessibilité, de fiabilité des données et de protection des droits individuels. Il apparaît dès lors essentiel de mettre en place un cadre réglementaire garantissant un usage éthique et rigoureux de ces nouvelles sources d'information.

En définitive, une hybridation progressive des méthodes classiques et des approches innovantes permettrait d'optimiser la mesure de la pauvreté et d'orienter plus efficacement les stratégies de lutte contre les inégalités. Il revient ainsi aux acteurs institutionnels, académiques et économiques de collaborer afin de favoriser l'émergence d'outils performants et adaptés aux spécificités locales, dans une démarche durable et inclusive.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

ANSD Sénégal : <https://www.ansd.sn/>

Neeti Pokhriyal et Damien Christophe Jacques, Combiner des sources de données disparates pour améliorer la prédiction et la cartographie de la pauvreté

Emmanuel Franck, [Apprentissage et Calcul scientifique](#)

ANSD : Rapport final de juillet 2024, [Enquête Harmonisée sur les Conditions de Vie des Ménages \(EHCVM II\) au Sénégal](#)

BOS-PSE, [Etude sur la transition dans la pauvreté et les inégalités de revenus entre 2011 et 2019 au Sénégal](#)

Anaïs Dangeot, Chloé Van Damme, Míriam Carrera, Chris de Neubourg, [Pauvreté de l'enfant au Sénégal \(UNICEF\)](#)

Michael Xie, [Mapping Poverty With Satellite Imagery](#)

Soren Heitmann et Sinja Buri, [Poverty Estimation with Satellite Imagery at Neighborhood Levels](#)

ARTP-SENEGAL, <https://artp.sn/sites/default/files/2023-09/RAPPORT%20OBSERVATOIRE%20T.2%202023.pdf>

Situation économique et sociale du Sénégal-ANSD, https://www.ansd.sn/sites/default/files/2025-02/Section-C_Conditions-sociales_SESN2022-2023.pdf

TABLE DES MATIÈRES

AVANT-PROPOS	2
SOMMAIRE	4
SIGLES & ACRONYMES	5
LISTE DES FIGURES.....	6
LISTE DES TABLEAUX	6
DECHARGE.....	7
RÉSUMÉ.....	8
ABSTRACT	9
INTRODUCTION.....	10
PARTIE A.....	11
POURQUOI REPENSER LA MESURE DE LA PAUVRETÉ ?.....	11
1. ENJEUX DE L'ÉVALUATION DE LA PAUVRETÉ AU SÉNÉGAL	11
2. MÉTHODOLOGIE ACTUELLE DE MESURE DE LA PAUVRETÉ.....	11
a) <i>Indicateur de bien être</i>	<i>12</i>
b) <i>Seuil de pauvreté.....</i>	<i>14</i>
3. LIMITES DES APPROCHES ACTUELLES	16
4. NÉCESSITÉ D'UNE ACTUALISATION POUR MIEUX REFLÉTER LA RÉALITÉ.....	17
a) <i>Décalage entre statistiques et réalité vécue</i>	<i>17</i>
b) <i>Insuffisance de l'approche monétaire.....</i>	<i>17</i>
c) <i>Incapacité à capturer les dynamiques temporelles.....</i>	<i>18</i>
d) <i>Vers une méthodologie renouvelée.....</i>	<i>19</i>
PARTIE B.....	20
NOUVELLES SOURCES DE DONNÉES POUR MIEUX CAPTURER LA PAUVRETÉ.....	20
1. INTRODUCTION AUX DONNEES NON CONVENTIONNELLES	21
a) <i>Définition des données non conventionnelles</i>	<i>21</i>
b) <i>Avantages des données non conventionnelles pour mesurer la pauvreté.....</i>	<i>22</i>
c) <i>Pertinence d'utiliser les méthodes non conventionnelles pour mesurer la pauvreté au Sénégal</i>	<i>23</i>
2. ASPECTS DE LA PAUVRETE ECHAPPANT AUX APPROCHES CLASSIQUES	24
a) <i>Les ménages invisibles : populations mobiles et zones inaccessibles.....</i>	<i>24</i>
b) <i>Ménages agricoles : au-delà des apparences de pauvreté.....</i>	<i>26</i>
c) <i>L'économie informelle : richesse invisible et résilience économique</i>	<i>27</i>

3. LA COMPLEMENTARITE ENTRE DONNEES TRADITIONNELLES ET NOUVELLES	
SOURCES DE DONNEES	28
a) Complémentarité Temporelle	29
b) Complémentarité Spatiale	29
c) Complémentarité Méthodologique	30
PARTIE C.....	31
LES DONNÉES INHABITUELLES : UN LEVIER POUR UNE MESURE PLUS FINE.....	31
1. UTILISATION DES DONNÉES MOBILES (APPELS ET SMS)	31
a) Collecte et Traitement des Données Mobiles	31
b) Méthodologie : Comment lier les CDR à la Pauvreté	34
c) Résultats : Les CDR comme Proxy de la Pauvreté	36
d) Limites et défis	38
2. UTILISATION DES IMAGES SATELLITES	39
a) Utilité des images satellitaires.....	39
b) Les prédispositions du Sénégal	40
3. ACCES AUX SERVICES FINANCIERS NUMERIQUES	41
a) Inclusion financière et vulnérabilité économique.....	42
b) Cartographie de l'exclusion financière	44
c) Analyse des transactions pour détecter les foyers en difficulté.....	44
d) Intégration avec les autres sources de données	47
e) Considérations éthiques et limitations.....	48
CONCLUSION.....	50
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	51
TABLE DES MATIÈRES	52