

Évaluation de l'Impact du Programme National de Bourses de Sécurité Familiale (PNBSF) sur l'Éducation et la Santé des Enfants au Sénégal

Impact Evaluation of the National Family Security Grant Program (PNBSF) on Children's Education and Health in Senegal.

Auteur 1 : Mamina AÏDARA.

Auteur 2 : Ababacar Sedikh GUEYE.

Mamina AÏDARA, Association Sénégalaise d'Évaluation (SENEVAL), Dakar, Senegal

Ababacar Sedikh GUEYE, (0000-0002-8118-5451, Docteur)
Université Cheikh Anta Diop de Dakar
Ecole Supérieure d'Économie Appliquée (ESEA), Dakar, Senegal

Déclaration de divulgation : L'auteur n'a pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude.

Conflit d'intérêts : L'auteur ne signale aucun conflit d'intérêts.

Pour citer cet article : AÏDARA , M. & GUEYE .A S (2025) « Évaluation de l'Impact du Programme National de Bourses de Sécurité Familiale (PNBSF) sur l'Éducation et la Santé des Enfants au Sénégal », African Scientific Journal « Volume 03, Num 33 » Pp: 2500 - 2533.



DOI : 10.5281/zenodo.18497049
Copyright © 2025 – ASJ



Résumé

Cette étude évalue l'impact du principal programme de filets sociaux du Sénégal, le Programme National de Bourses de Sécurité Familiale (PNBSF), sur la scolarisation et la vaccination des enfants. Mis en place en 2013, le PNBSF est un dispositif de transferts monétaires inconditionnels ciblant les ménages les plus pauvres du pays. Il comporte également un volet d'accompagnement social destiné à sensibiliser les bénéficiaires à l'importance de la scolarisation et de la vaccination des enfants. À ce jour, l'efficacité de ces campagnes de sensibilisation demeure peu documentée. Le rapport officiel d'évaluation du programme, réalisé par la Banque mondiale en collaboration avec le gouvernement du Sénégal, concluait à des effets mitigés sur la scolarisation et à l'absence d'impact sur la vaccination. Toutefois, cette évaluation portait sur la période 2016-2019, alors que les campagnes de sensibilisation structurées n'ont réellement été déployées à l'échelle nationale qu'à partir de 2018. En mobilisant les données de l'Enquête Harmonisée sur les Conditions de Vie des Ménages (EHCVM) de 2018 et 2021, cette étude utilise la méthode d'appariement par score de propension (PSM) pour estimer l'impact du programme. Des mesures pré-traitement de luminosité nocturne (2012-2013) sont intégrées comme variables exogènes afin d'améliorer l'identification causale. Les résultats montrent que le PNBSF a eu un effet positif mais non significatif sur la scolarisation en 2018. En revanche, en 2021, l'impact devient positif et statistiquement significatif, en particulier pour les enfants de 6 à 11 ans, filles comme garçons, ainsi que pour les filles de 12 à 15 ans. Aucun effet significatif n'est observé sur la vaccination, ce qui pourrait s'expliquer par un niveau déjà élevé de couverture vaccinale, y compris en zones rurales. Ces résultats suggèrent que le PNBSF a des effets limités à court terme, mais contribue de manière progressive et significative à l'amélioration du capital humain des enfants, en particulier à travers leur scolarisation.

Mots clés : Transferts monétaires, éducation, vaccination, propensity score matching, Sénégal

Abstract

This study assesses the impact of Senegal's main social safety net program, the Programme National de Bourses de Sécurité Familiale (PNBSF), on children's school enrollment and vaccination outcomes. Launched in 2013, the PNBSF is an unconditional cash transfer program targeted at the poorest households, complemented by a social accompaniment component aimed at raising awareness about the importance of children's education and immunization. To date, the effectiveness of these sensitization campaigns remains insufficiently documented. The official impact evaluation conducted by the World Bank in collaboration with the Government of Senegal reported mixed effects on school enrollment and no impact on vaccination; however, this evaluation covered the 2016–2019 period, while structured nationwide sensitization activities were only effectively rolled out from 2018 onward. Using data from the Harmonized Survey on Household Living Conditions (EHCVM) for 2018 and 2021, this study employs propensity score matching (PSM) to estimate the program's impact. Pre-treatment measures of nighttime light intensity (2012–2013) are incorporated as exogenous variables to strengthen causal identification. The results indicate a positive but statistically insignificant effect of the PNBSF on school enrollment in 2018. By contrast, in 2021 the impact becomes positive and statistically significant, particularly for children aged 6-11 of both genders and for girls aged 12-15. No significant effects are found on vaccination outcomes, which may reflect already high baseline immunization coverage, including in rural areas. These results suggest that the PNBSF has limited short-term effects but contributes progressively and significantly to improving children's human capital, particularly through enhanced school enrollment.

Keywords : Cash transfers, education, vaccination, propensity score matching, Senegal

Introduction

La protection sociale est aujourd'hui reconnue comme un pilier central du développement économique et social, notamment dans les pays à revenu faible ou intermédiaire (Merrien, 2013 ; Banerjee et al., 2024). Elle vise à améliorer durablement les conditions de vie des populations vulnérables en les aidant à faire face aux chocs économiques, sociaux ou sanitaires (Bastagli et al., 2016). Dans cette logique, les programmes de transferts sociaux constituent des instruments d'intervention publique qui soutiennent les capacités de résilience des ménages exposés à la pauvreté, à l'exclusion et à la précarité. En particulier, les transferts monétaires non contributifs s'inscrivent dans le cadre d'une protection sociale adaptative, avec pour objectif de réduire les inégalités, prévenir les risques sociaux et promouvoir l'inclusion économique et sociale. Cet article vise à évaluer les impacts du programme phare de protection sociale au Sénégal, le Programme national de Bourses de Sécurité familiale (PNBSF), sur la scolarisation et la vaccination des enfants. Les travaux récents confirment le rôle central des programmes de transferts monétaires, conditionnels ou non, dans l'amélioration des résultats éducatifs des enfants, tout en soulignant une forte hétérogénéité des effets selon les contextes institutionnels et les modalités de mise en œuvre (Light et al., 2024 ; UNICEF 2025).

La mise en œuvre de tels programmes participe d'une logique de justice sociale reposant sur des mécanismes institutionnalisés de solidarité. Elle s'inscrit dans une conception active de l'État social, visant à accompagner les citoyens tout au long de leur cycle de vie (Banque Mondiale, 2012 ; Barrientos, 2013).

Au Sénégal, la protection sociale occupe une place croissante dans les politiques publiques. La vision stratégique à l'horizon 2035 prévoit l'établissement d'un système de protection sociale inclusif, équitable et ancré dans la culture nationale, encadré par des lois et garanti par l'État (Délégation générale à la Protection sociale et à la Solidarité nationale [DGPSN], 2015). Ce système doit offrir à chaque citoyen un revenu minimal, une couverture sanitaire, ainsi qu'un filet de sécurité permettant de faire face aux chocs socio-économiques et environnementaux susceptibles d'aggraver la pauvreté.

C'est dans ce cadre que s'inscrit le Programme national de Bourses de Sécurité familiale (PNBSF), lancé en 2013. Le PNBSF est le pilier du programme de protection sociale du Sénégal et couvre plus de 300 000 ménages bénéficiaires, soit plus de 15% de la population. Le PNBSF cible les ménages les plus pauvres, en leur attribuant une bourse trimestrielle fixée à 25 000 FCFA, revalorisée à 35 000 FCFA en 2023. Il repose sur une conditionnalité explicite : les ménages bénéficiaires doivent inscrire leurs enfants à l'état civil, les inscrire à l'école et les

faire vacciner. Ce dispositif vise donc non seulement à alléger la pauvreté monétaire, mais également à renforcer le capital humain à travers l'éducation et la santé.

Dès lors, une interrogation centrale se pose : le PNBSF a-t-il contribué à améliorer les conditions d'éducation et de santé des enfants dans les ménages bénéficiaires ? Cette recherche s'inscrit dans une démarche d'évaluation d'impact du programme sur la scolarisation des enfants de 6 à 15 ans et la vaccination des enfants de 0 à 5 ans.

L'évaluation d'impact officielle du PNBSF conduite par la Banque mondiale en collaboration avec le gouvernement du Sénégal a analysé les effets du programme sur un large éventail de dimensions, en mettant principalement l'accent sur le bien-être des ménages, notamment la consommation, la pauvreté monétaire et la détention de biens durables. Les résultats montrent globalement des effets positifs du programme sur le niveau de vie des bénéficiaires, bien que les impacts sur la pauvreté restent modestes, en partie en raison du faible montant des transferts. En revanche, l'évaluation conclut à une absence d'impact sur la vaccination et à des effets mitigés sur la scolarisation, avec notamment des impacts négatifs observés chez les enfants d'âge secondaire (13 à 16 ans). Toutefois, cette évaluation couvre une période durant laquelle les mécanismes d'accompagnement social du programme étaient encore peu développés et les séances de sensibilisation faiblement structurées. À partir de 2018, ces actions ont été progressivement renforcées et mieux organisées, notamment à travers la mise en place d'un dispositif reposant sur des ONG locales chargées de l'animation des séances de sensibilisation. En réexaminant les effets du PNBSF à la lumière de cette évolution institutionnelle, ce papier contribue à une meilleure compréhension des impacts des programmes de transferts monétaires sur le capital humain, une question centrale pour appréhender les effets de long terme de dispositifs tels que le PNBSF.

Pour cela, nous mobilisons les données des Enquêtes harmonisées sur les Conditions de Vie des Ménages (EHCVM) de 2018 et 2021, qui fournissent des informations détaillées sur les caractéristiques socio-économiques, éducatives et sanitaires des ménages sénégalais. Nous adoptons une approche quasi-expérimentale, fondée sur la méthode du Propensity Score Matching (PSM), afin de constituer des groupes comparables entre bénéficiaires et non bénéficiaires, et d'estimer l'impact causal du programme.

L'analyse se décline en trois étapes :

- ❖ **estimation du score de propension** : cette étape consiste à modéliser la probabilité de bénéficier du PNBSF à partir de caractéristiques observables du ménage, du chef de ménage et du cadre de vie, incluant notamment des variables socioéconomiques et la

moyenne de la luminosité nocturne des années 2012 et 2013 comme proxy du ciblage géographique ;

- ❖ **évaluation de la qualité de l'appariement** : une série de tests statistiques est menée pour comparer les groupes traités et témoins avant et après appariement (tests de différences moyennes, biais standardisés, variance), complétée par des analyses graphiques de la distribution des scores de propension afin de vérifier l'équilibre entre groupes ;
- ❖ **estimation de l'impact du programme** : l'effet du PNBSF est estimé sur trois types de variables de résultat (outcomes) : la scolarisation des enfants de 6 à 15 ans, la vaccination des enfants de 0 à 5 ans, et des analyses d'hétérogénéité selon l'âge et le genre, en appliquant les méthodes PSM avec caliper et IPW pour vérifier la robustesse des résultats.

Dans ce contexte, cet article a pour objectif d'évaluer l'impact du Programme National de Bourses de Sécurité Familiale (PNBSF) sur deux dimensions clés du capital humain des enfants au Sénégal : la scolarisation des enfants âgés de 6 à 15 ans et la vaccination des enfants de 0 à 5 ans. En mobilisant les données des Enquêtes Harmonisées sur les Conditions de Vie des Ménages (EHCVM) de 2018 et 2021 et une approche quasi-expérimentale fondée sur l'appariement par score de propension, cette étude vise à réexaminer les effets du programme à la lumière du renforcement progressif de son dispositif d'accompagnement social à partir de 2018.

Le reste de l'article est organisé comme suit. La section 1 présente la revue de la littérature. La section 2 décrit le Programme National de Bourses de Sécurité Familiale (PNBSF). La section 3 expose les données et la méthodologie utilisées. La section 4 est consacrée aux statistiques descriptives, tandis que la section 5 présente les résultats empiriques. Nous terminons par la conclusion.

1. Revue de littérature

Traditionnellement, en Afrique subsaharienne, les dispositifs de protection sociale de type assurantiel se sont concentrés sur les risques liés à la famille, à la maladie et aux accidents du travail. Ces mécanismes s'appuient généralement sur une caisse de sécurité sociale chargée de collecter les cotisations et de verser les prestations. Toutefois, ce modèle hérité des pays industrialisés, fondé sur l'emploi formel, montre ses limites dans les contextes où une large part de la population active évolue dans le secteur agricole ou l'économie informelle (ILO, 2024). Face à cette inadéquation, de nouvelles approches émergent, marquées par une montée en puissance de l'assistance sociale. Celle-ci inclut notamment les transferts monétaires –

conditionnels ou inconditionnels – visant en priorité les ménages les plus pauvres. Les programmes des filets sociaux, consistent en des transferts en espèces, des transferts en nature aux ménages les plus nécessiteux et éligibles. L'éligibilité des bénéficiaires s'effectue en amont par des modalités de sélection complémentaires. Ces méthodes de sélection sont basées sur des critères et des indicateurs qui peuvent identifier les ménages de personnes pauvres et vulnérables. D'après Del Ninno et Mills (2015), « les programmes de filets sociaux jouent un rôle central dans le maintien du niveau de consommation minimum entre période normale et période de crise ; lorsqu'ils remplissent leurs fonctions, ces programmes permettent en effet de maintenir le niveau de vie des ménages et de protéger ces derniers de la pauvreté transitoire et chronique, mais aussi de l'insécurité alimentaire ; ils agissent en outre comme des tremplins vers de nouvelles opportunités économiques ».

Les transferts monétaires conditionnels (TMC) ont suscité un intérêt croissant pour leur potentiel à améliorer la scolarisation des enfants dans les pays à revenu faible et intermédiaire. Plusieurs études empiriques, utilisant des approches rigoureuses telles que les expérimentations aléatoires (RCT) ou les méthodes quasi-expérimentales (PSM, DD), ont mis en évidence des effets différenciés selon le genre, l'âge, et la vulnérabilité des enfants.

Par exemple, Akresh, de Walque et Kazianga (2013) ont mené une évaluation randomisée au Burkina Faso, comparant des transferts conditionnels et inconditionnels. Ils montrent que les TMC ont significativement augmenté la fréquentation scolaire, notamment chez les enfants des ménages les plus pauvres. Les effets sont plus marqués chez les filles, particulièrement lorsqu'elles sont plus âgées (au-delà de 12 ans), ce qui souligne l'importance des incitations financières ciblées pour réduire les disparités de genre.

Araujo et Macours (2021) ont exploité les cohortes expérimentales du programme Progesa, près de 20 ans après sa mise en œuvre. Leur analyse met en évidence une hausse significative du niveau d'instruction des enfants ayant été exposés au programme en âge scolaire.

Plus récemment, Parker et Vogl (2023) analysent le programme Progesa et constatent que l'exposition au dudit programme dès l'école primaire conduit à un niveau d'éducation plus élevé.

Cela suggère que les contraintes économiques sont particulièrement fortes pour la scolarisés des enfants.

En Tanzanie, Evans, Gale, et Kosec (2023) affirment que les transferts monétaires conditionnels (TMC) ont légèrement amélioré la probabilité que les enfants pauvres soient inscrits à l'école, surtout les plus jeunes. Cependant, ils n'ont pas eu d'effet significatif sur la fréquentation scolaire régulière ni sur l'achèvement du primaire pour l'ensemble des enfants. Seuls ceux ayant

déjà de bons résultats scolaires en ont davantage profité. Le programme montre donc que les TMC seuls ne suffisent pas à aider les enfants les plus vulnérables à rester à l'école, et qu'il faut des interventions complémentaires.

Gaentzsch (2017) dans l'évaluation du programme Juntos au Pérou met en évidence un effet positif sur la scolarisation et le taux d'achèvement du primaire chez les 12-18 ans. L'effet sur la transition vers le secondaire est faible, et aucun impact n'est observé sur les compétences cognitives en mathématiques ou en langage.

L'étude souligne ainsi une limite importante des TMC : en se concentrant sur la demande scolaire, ils négligent les conditions d'offre, telles que la qualité des services éducatifs. Elle recommande donc d'articuler les transferts monétaires à des réformes structurelles visant à réduire les inégalités éducatives et à renforcer le développement des compétences.

L'étude de Hartarto et Wardani (2023) analyse l'impact des transferts monétaires conditionnels en Indonésie sur les aspirations éducatives des parents pauvres. En utilisant des données de panel (2007 et 2014), les auteurs montrent que les TMC augmentent significativement le niveau d'éducation souhaité pour les enfants. Toutefois, les résultats doivent être interprétés avec prudence en raison de la taille réduite de l'échantillon et de possibles biais non observés.

Enfin, au Sénégal, l'évaluation d'impact du Programme national de Bourses de Sécurité familiale (PNBSF), conduite par la Banque mondiale en 2023 sur la période 2016-2019, à travers une méthodologie expérimentale de type différences-en-différences, révèle des effets positifs mais non significatifs du programme sur l'éducation des enfants bénéficiaires. Les résultats indiquent une amélioration de l'inscription et de la fréquentation scolaire des enfants âgés de 6 à 12 ans, en particulier chez les filles, ainsi qu'une diminution des absences scolaires injustifiées chez les garçons adolescents. Ces effets positifs, bien que globalement modestes, s'avèrent plus marqués dans certaines zones géographiques et lorsque les transferts sont perçus par les femmes. Toutefois, l'étude souligne l'absence d'impact statistiquement significatif pour les enfants plus âgés (au-delà de 12 ans), suggérant que l'efficacité des transferts conditionnels est plus manifeste dans les premières étapes du parcours éducatif.

2. Présentation du PNBSF

Le Programme national de Bourses de Sécurité familiale (PNBSF) est un programme de transfert monétaire lancé en 2013 par le Gouvernement du Sénégal à travers la Délégation générale à la Protection sociale et à la Solidarité nationale (DGPSN). Ce programme consiste à octroyer un transfert monétaire de 25 000 FCFA aux ménages les plus vulnérables du pays par trimestre. A ce jour, le programme couvre 300 000 ménages à travers le Sénégal soit plus de

15% de la population. Les transferts monétaires représentent un budget annuel de 30 milliards FCFA transféré directement aux ménages les plus vulnérables (Banque Mondiale, rapport 2023).

L'objectif de ce programme est de participer à la réduction de la pauvreté et de lutter contre la vulnérabilité et l'exclusion sociale en brisant la transmission intergénérationnelle de la pauvreté, en atténuant la vulnérabilité des ménages face aux chocs et en favorisant le développement du capital humain des ménages les plus pauvres. Le PNBSF couvre 50 000 ménages en 2013 pour atteindre progressivement 300 000 ménages en 2017 (50 000 en 2013, 50 000 en 2014, 100 000 en 2015, 50 000 en 2016, 50 000 ménages en 2017).

Les critères de conditionnalités de l'obtention du PNBSF sont : l'inscription des enfants des bénéficiaires à l'école, l'inscription des enfants à l'état civile et la vaccination des enfants.

Le ciblage du PNBSF s'effectue sur trois niveaux : le ciblage géographique, le ciblage communautaire et le classement du niveau de pauvreté selon le Proxy Mean Test (PMT).

❖ **Le ciblage géographique**

Au Sénégal, le PNBSF utilise partiellement le ciblage géographique en se concentrant sur les régions rurales. Ce ciblage se fait en allouant des quotas de bénéficiaires à chaque commune en fonction de leur démographie et leur taux de pauvreté.

❖ **Le ciblage communautaire**

Le ciblage communautaire implique la participation des membres de la communauté locale dans la sélection des ménages bénéficiaires. Les comités de ciblage au niveau commune et quartier/village choisissent les ménages les plus pauvres dans leur localité, selon le quota attribué dans la première phase du ciblage (ciblage géographique). Les listes identifiées par les comités de ciblage sont ensuite validées par des assemblées villageoises ou de quartier qui réunissent tous les ménages de la localité.

❖ **Le Registre National Unique (RNU)**

Le Registre National Unique (RNU), un outil centralisé qui compile les informations socio-économiques des ménages. Le RNU est considéré comme une innovation importante dans la gestion des politiques de protection sociale au Sénégal et est institutionnalisé comme base de ciblage des programmes sociaux de l'Etat. Un score de niveau de vie – le Proxy Mean Test (PMT) – est ensuite calculé avec les données du RNU en fonction des caractéristiques des ménages pour pouvoir classer les ménages identifiés dans la 2^{ème} phase (ciblage communautaire) du plus pauvre au moins pauvre. La troisième et dernière étape du processus de ciblage consiste à utiliser ce score pour sélectionner en priorité les ménages les plus pauvres qui deviendront bénéficiaires du PNBSF.

3. Données et Stratégie Empirique

Cette recherche s'inscrit dans une approche empirique quantitative visant à identifier l'effet causal du Programme National de Bourses de Sécurité Familiale sur des indicateurs de capital humain des enfants. Compte tenu du fait que les bénéficiaires n'ont pas été sélectionnés aléatoirement, l'analyse repose sur une stratégie d'évaluation non expérimentale fondée sur des méthodes d'appariement. Le recours à la méthode de l'appariement par score de propension (Propensity Score Matching) permet de comparer des enfants issus de ménages bénéficiaires et non bénéficiaires partageant des caractéristiques socioéconomiques similaires. Il s'agit d'un raisonnement contrefactuel visant à estimer ce qu'auraient été les trajectoires de scolarisation et de vaccination des enfants bénéficiaires en l'absence du programme. Cette démarche est cohérente avec l'objectif d'évaluation d'impact du PNBSF et avec les contraintes de données disponibles.

3.1. Données

Pour analyser l'impact du Programme national de Bourses de Sécurité familiale (PNBSF) sur la scolarisation et la vaccination des enfants au Sénégal, deux sources principales de données ont été mobilisées.

D'une part, nous utilisons les données issues des Enquêtes Harmonisées sur les Conditions de Vie des Ménages (EHCVM) de 2018 et 2021, contenant des informations détaillées au niveau ménage, notamment sur la scolarisation, la santé des enfants et les caractéristiques socio-économiques. Ces enquêtes permettent d'observer l'évolution des indicateurs de bien-être des ménages bénéficiaires et non bénéficiaires du PNBSF.

D'autre part, afin de renforcer l'analyse et de compenser l'absence de données antérieures à la mise en œuvre du PNBSF (lancé en 2013), nous avons intégré des données de luminosité nocturne issues des satellites VIIRS (Visible Infrared Imaging Radiometer Suite), produits par la National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) des États-Unis. Ces données, disponibles en accès libre, capturent l'intensité lumineuse émise à la surface de la Terre la nuit, servant de proxy du niveau d'activité économique ou de développement local.

Nous avons exploité les données des années 2012 et 2013, correspondant à la période immédiatement antérieure au déploiement du programme, afin de caractériser les disparités spatiales préexistantes. Ces données ont été agrégées à l'échelle communale (niveau administratif 3) à partir des rasters satellites, en calculant la valeur moyenne de la luminosité pour chaque unité géographique. L'opération d'agrégation a été réalisée à l'aide d'un croisement spatial entre les fichiers raster VIIRS, les shapefiles administratifs du Sénégal et le fichier GPS grappes de EHCVM.

Cette variable de luminosité a ensuite été intégrée comme variable de contrôle exogène dans l'estimation du score de propension, dans l'objectif de mieux capter les différences structurelles entre les zones de résidence, notamment celles susceptibles d'avoir influencé le ciblage géographique initial du programme.

L'appariement et les estimations d'impact ont été réalisés en combinant ces deux sources, en utilisant les caractéristiques des ménages observées en 2018 pour construire les groupes de comparaison, et en évaluant les effets du programme sur les variables de résultats de 2018 et de 2021.

Notre échantillon est de 5684 ménages enquêtés en 2018 et 2021, soient 942 bénéficiaires du PNBSF (16%) et 4742 non bénéficiaires.

3.2. Stratégie Empirique

L'objectif de cette étude est d'évaluer l'impact du PNBSF sur la scolarisation et la vaccination des enfants issus des ménages bénéficiaires. Les ménages bénéficiaires sont entrés dans le programme entre 2013 et 2016. Ainsi, les ménages identifiés dans la base EHCVM en 2018 avaient déjà intégré le dispositif avant cette date. L'évaluation repose sur une analyse d'appariement par score de propension, permettant d'estimer l'effet différé du traitement en observant les résultats de 2021.

La méthodologie principale utilisée est celle du Propensity Score Matching (PSM). Elle consiste à comparer les enfants des ménages bénéficiaires à ceux des ménages non bénéficiaires, en contrôlant certaines caractéristiques observables communes aux deux groupes. L'objectif est de réduire le biais de sélection en identifiant un groupe témoin comparable aux bénéficiaires du programme.

Il est important de souligner que la robustesse du PSM dépend fortement du choix des variables observables incluses dans l'estimation du score de propension. Celles-ci ne doivent pas être influencées par le fait d'avoir bénéficié du programme. En effet, un enjeu majeur de l'évaluation d'impact du PNBSF réside dans la gestion du biais de sélection, dans la mesure où l'affectation au programme n'est pas aléatoire.

L'étude utilise les données des enquêtes EHCVM de 2018 et 2021, qui, bien qu'elles ne soient pas spécifiquement conçues pour évaluer l'impact du programme, fournissent des informations détaillées sur les caractéristiques socio-économiques des ménages. Cela permet de construire des variables de contrôle pertinentes. Ainsi, nous sélectionnons des caractéristiques observables peu susceptibles d'être affectées par la participation au programme.

Le choix des variables à inclure dans l'estimation du score de propension est guidé par deux critères fondamentaux :

- Elles doivent être corrélées à la fois à la probabilité d’être bénéficiaire du programme et aux variables de résultat (scolarisation, vaccination) ;
- En l’absence de données de référence avant la mise en œuvre du programme, elles ne doivent pas avoir été influencées par celui-ci.

Ainsi, une liste de variables relatives aux caractéristiques socioéconomiques du chef de ménage a été retenue dans cette étude, en complément de variables décrivant le type de logement. L’inclusion de ces variables repose sur l’hypothèse qu’elles demeurent relativement rigides et peu sensibles aux changements induits par le montant du transfert. En effet, l’une des principales limites de cette analyse réside dans l’absence de données de référence antérieures au lancement du programme, ce qui rend difficile l’identification d’un véritable état initial des bénéficiaires.

Afin de pallier cette contrainte et de renforcer la validité des caractéristiques observables utilisées pour l’appariement, des données de luminosité nocturne issues des images satellites VIIRS pour les années 2012 et 2013 antérieures à la mise en œuvre du PNBSF en 2013 ont été intégrées. Ces données permettent de capturer des disparités initiales de développement local à un niveau agrégé. Le tableau ci-dessous présente l’ensemble des variables retenues dans le cadre de cette étude.

Tableau N°1: Liste de variables des caractéristiques observables

Variable	Description
hage	Âge du chef de ménage
halfa	Le niveau d’éducation du chef de ménage
max_educ_35_plus	Le niveau d’étude maximal dans le ménage des 35 ans et plus
hgender	Sexe du chef
hysize	Taille du ménage
hmstat	Situation matrimoniale du chef
milieu	Milieu de résidence (urbain/rural) du ménage
region	Région administrative du chef de ménage
type_sol	Etat de revêtement du sol du logement
type_toilette	Type de toilettes du logement
brancheme	Branche du ménage en eau
type_toit	La nature du toit du logement
type_mur	La nature du mur du logement
viirs	La valeur de moyenne annuelle de luminosité nocturne à l’échelle des communes de 2012 et 2013

Source, calcul de l’auteur, données EHCVM 2018 et 2021

La méthode de score de propension, repose sur les hypothèses suivantes :

❖ Hypothèse d'indépendance conditionnelle

La participation du PNBSF est indépendante aux résultats potentiels sur l'éducation et sur la santé des enfants des bénéficiaires.

$$Y(0), Y(1) \perp T \mid X$$

- $Y(0)$, résultat si le ménage n'est pas traité ;
- $Y(1)$, résultat si le ménage est traité ;
- T , variable binaire de traitement ;
- X , les caractéristiques observables.

Cette hypothèse suppose que toutes les variables influençant à la fois la participation au programme et les résultats observés sont incluses dans X . Cela permet de neutraliser le biais de sélection sur les variables observables.

❖ Hypothèse de support commun

Pour chaque ménage, il existe une probabilité non nulle d'appartenir soit au groupe bénéficiaire soit au groupe de contrôle du PNBSF.

$$0 < Pr(D = 1 \mid X) < 1$$

Pour chaque valeur possible du vecteur de variables X , on suppose qu'il existe des unités qui adhèrent au programme évalué et d'autres qui n'y adhèrent pas.

❖ Equation de l'estimation

$$E[Y_i(0) \mid X_i] = \alpha + X_i\beta$$

- $Y_i(0)$, résultat potentiel que l'unité i (par un exemple un enfant de bénéficiaire) aurait obtenu à l'absence du traitement ;
- $E[Y_i(0) \mid X_i]$, espérance conditionnelle du résultat potentiel sans traitement ;
- α , représente la constante en l'absence de traitement ;
- X_i , vecteur des variables observables pour l'unité i ;
- β , vecteur de coefficients associés aux variables X_i mesurant l'effet marginal de chaque variable observable sur le résultat attendu en l'absence du traitement.

Pour ce faire, nous mettrons plusieurs techniques d'appariement en œuvre :

- Le plus proche voisin, chaque bénéficiaire est apparié à un non bénéficiaire qui lui est plus proche avec PSM simple ;
- L'approche de caliper, chaque bénéficiaire est comparé à tous les non bénéficiaires dont le score se trouve dans un rayon donné ;
- Pour renforcer la robustesse des résultats, nous complétons l'analyse par une estimation fondée sur la méthode de pondération par la probabilité inverse de traitement (Inverse Probability Weighting, IPW).

Cette approche repose sur la pondération des observations en fonction de leur probabilité estimée de traitement. Elle permet de corriger le biais de sélection en rééquilibrant les groupes traité et témoin sur la base du score de propension, sans recourir à un appariement direct.

4. Statistiques Descriptives

Dans cette section, nous présentons les statistiques descriptives des variables observables retenues et sur les variables de résultats.

4.1. Sur les variables observables retenues

Celles-ci sont regroupées dans le tableau 12 en annexe, qui affiche la moyenne des variables dans le groupe témoin et le groupe traité, ainsi que la significativité des différences de moyennes entre les deux groupes.

Il ressort du tableau que les bénéficiaires du PNBSF se distinguent des non-bénéficiaires sur plusieurs caractéristiques socioéconomiques en 2018. Les chefs des ménages bénéficiaires sont en moyenne plus âgés, vivent dans des ménages plus nombreux et résident plus fréquemment en zone rurale. Le niveau d'éducation des chefs de ménage bénéficiaires est significativement plus faible, avec une quasi-absence de diplômes de niveau secondaire ou supérieur. De plus, ces ménages vivent dans des logements moins décents, en termes d'accès à l'eau, de qualité des matériaux et d'installations sanitaires.

Les différences observées, toutes statistiquement significatives, confirment que le PNBSF cible des ménages plus vulnérables, en cohérence avec ses objectifs de protection sociale adaptative.

4.2. Sur les variables de résultats

- **Scolarisation**

Le tableau 2 ci-dessous présente les statistiques descriptives des principales variables de résultats relatives à la scolarisés des enfants pour les années 2018 et 2021, selon le statut des ménages vis-à-vis du PNBSF. Il s'agit de comparer, pour chaque période, les taux moyens de scolarisés entre les ménages bénéficiaires et non-bénéficiaires, aussi bien pour les garçons que pour les filles et pour les différentes tranches d'âge considérées (6–11 ans, 12–15 ans et 6–15 ans).

Tableau N°2 : Tests de différences de moyennes entre bénéficiaires et non-bénéficiaires (2018 vs 2021)

	ANNEE 2018	ANNEE 2021

Indicateurs	Non Beneficiaries	Beneficiaries	p value	Non Beneficiaries	Beneficiaries	p value
Part garçons 6–15 ans scolarisés	0.592	0.604	0.495	0.598	0.620	0.191
Part filles 6–15 ans scolarisées	0.644	0.645	0.954	0.666	0.688	0.179
Part garçons 6–11 ans scolarisés	0.561	0.576	0.491	0.567	0.613	0.022
Part filles 6–11 ans scolarisées	0.618	0.625	0.750	0.628	0.660	0.107
Part garçons 12–15 ans scolarisés	0.629	0.649	0.417	0.625	0.653	0.248
Part filles 12–15 ans scolarisées	0.679	0.686	0.742	0.706	0.722	0.451
Observations	5 380			5 823		

Source : calcul de l'auteur, données EHCVM 2018 et 2021

L'examen descriptif des taux de scolarisation selon le statut des ménages vis-à-vis du PNBSF ne met en évidence aucune différence significative entre bénéficiaires et non-bénéficiaires. Les moyennes sont très proches, avec des écarts ne dépassant pas deux points de pourcentage, que ce soit pour les garçons ou les filles, et pour l'ensemble des tranches d'âge considérées (6–11 ans, 12–15 ans et 6–15 ans). Par exemple, la proportion moyenne d'enfants scolarisés parmi les garçons de 6–15 ans est de 59,2 % dans les ménages non bénéficiaires contre 60,4 % dans les ménages bénéficiaires, tandis que celle des filles est respectivement de 64,4 % et 64,5 %. Dans tous les cas, les tests de différence de moyennes révèlent des p-values largement supérieures aux seuils usuels de significativité, confirmant l'absence d'écart statistiquement significatif entre les deux groupes. Ces résultats suggèrent que, pris isolément, le transfert monétaire du PNBSF ne semble pas produire d'effet immédiat et mesurable sur la scolarisation des enfants. Toutefois, cette première lecture reste limitée car elle ne tient pas compte des différences structurelles entre les ménages.

- **Vaccination**

Les statistiques descriptives sur la vaccination concernent l'année 2021. Celles-ci, sont présentées dans le tableau 3 suivant selon le sexe de l'enfant.

Tableau N°3 : Test de différence de moyenne entre bénéficiaires et non bénéficiaires

ANNEE 2021			
	Non Bénéficiaires	Bénéficiaires	p
Part filles 0-5 ans fait tous leurs vaccins	0.814	0.814	0.985
Part garçons 0-5 ans fait tous leurs vaccins	0.810	0.809	0.956
Part 0-5 ans fait tous leurs vaccins	0.816	0.813	0.825
Observations	3771		

Source : calcul de l'auteur, données EHCVM 2018 et 2021

L'analyse descriptive des taux de vaccination des enfants de moins de cinq ans en 2021 ne révèle aucune différence notable entre les ménages bénéficiaires et non-bénéficiaires du PNBSF. Les proportions d'enfants ayant reçu l'ensemble des vaccins recommandés sont pratiquement identiques entre les deux groupes, quel que soit le sexe de l'enfant : 81,4 % pour les filles contre 81,4 % pour les garçons dans les ménages non bénéficiaires, et respectivement 81,4 % et 80,9 % dans les ménages bénéficiaires. Les p-values associées, toutes supérieures à 0,80, confirment l'absence de différence statistiquement significative. Ces résultats suggèrent que, sur le plan descriptif, le programme n'a pas induit d'amélioration mesurable des taux de vaccination des enfants de moins de cinq ans. Toutefois, cette conclusion reste indicative, car elle ne prend pas en compte les différences structurelles entre les ménages.

5. Résultats

Cette section présente les résultats concernant l'impact du PNBSF sur la scolarisation des enfants de 6 à 15 ans et la vaccination des enfants de 0 à 5 ans en 2018 et en 2021.

5.1. L'estimation du score de propension

Le modèle logit estime la probabilité d'être bénéficiaire du PNBSF à partir des données de l'EHCVM 2018. Il est globalement significatif, avec un Chi² élevé (568,548 ; $p < 0,0000$) (voir tableau 13 en annexes).

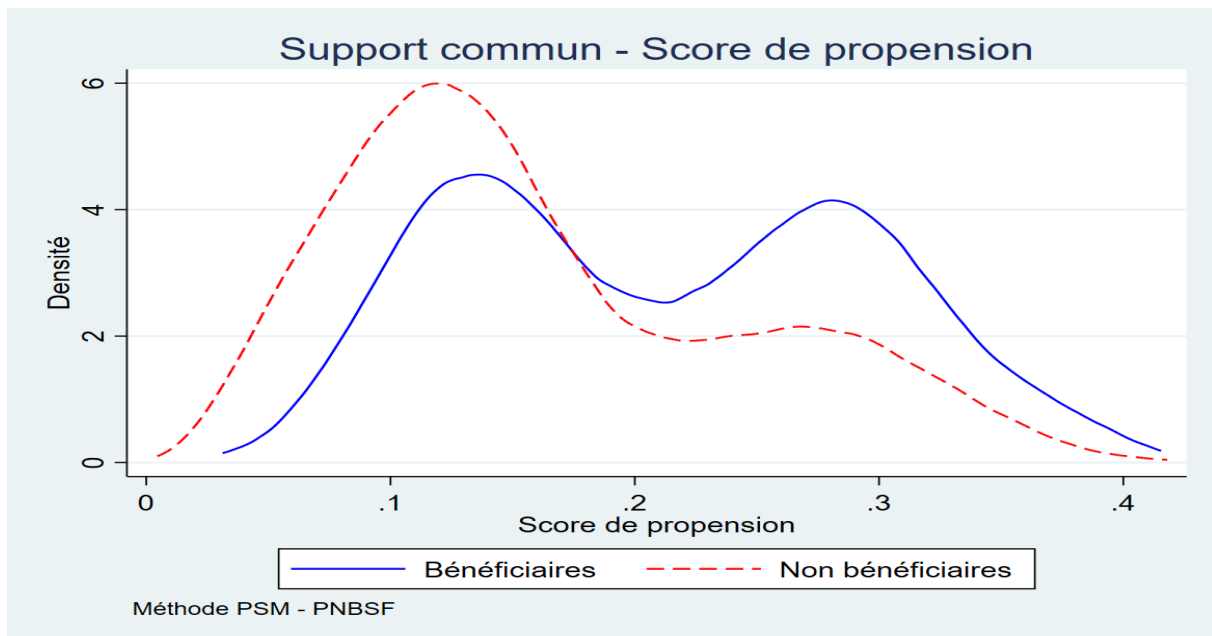
La lecture du tableau montre que plusieurs variables sont significativement associées à la probabilité de bénéficier du PNBSF : l'âge du chef de ménage et la taille du ménage ont un effet positif sur la participation au programme. Certaines caractéristiques du chef, telles que la situation matrimoniale, la région de résidence, influencent également positivement l'accès, tandis que le sexe du chef de ménage ne semble pas avoir d'effet significatif,

Par ailleurs, il ressort du tableau que les caractéristiques du logement – telles que l'accès à l'eau, le type de sol, la nature des toilettes et le type de mur – sont plus précaires chez les bénéficiaires, À ce stade, les deux groupes ne sont donc pas comparables sur les caractéristiques observées. Ces constats justifient le recours à la méthode du Propensity Score Matching (PSM), afin d'estimer l'impact du programme sur la scolarisation des enfants tout en corrigeant le biais de sélection.

- **La distribution du score de propension (PSM)**

Dans cette sous-partie, nous présentons la distribution du score de propension (PSM) chez les bénéficiaires et les non-bénéficiaires, ainsi que les résultats issus du modèle avant et après appariement. Le graphique ci-dessous illustre clairement ces distributions et met en évidence le recouvrement des scores, condition essentielle pour un appariement fiable.

Figure N° 1 : Distribution du PSM chez les deux groupes



Source, calcul de l'auteur, données EHCVM 2018 et 2021

L'analyse du graphique de distribution du score de propension montre que les bénéficiaires du PNBSF ont majoritairement des scores situés dans une zone intermédiaire élevée, tandis que les non-bénéficiaires présentent une répartition plus large, avec une concentration sur des scores faibles à modérés. Un recouvrement significatif existe entre les deux groupes sur une large plage de scores, ce qui garantit la possibilité d'un appariement pertinent. Globalement, cette distribution indique un déséquilibre initial entre groupes, mais un recouvrement suffisant pour permettre une estimation fiable de l'effet du programme via la méthode du score de propension.

Dans les lignes qui suivent, nous présentons maintenant les résultats statistiques détaillés avant et après appariement, afin d'évaluer l'efficacité du PSM dans la réduction des déséquilibres entre les groupes, traité et de contrôle.

- **Les résultats avant et après appariement**

Cette sous-partie présente une double lecture des résultats issus de l'appariement : d'une part, les indicateurs globaux d'équilibre entre bénéficiaires et non-bénéficiaires, et d'autre part, l'analyse détaillée des écarts sur chaque covariable avant et après appariement. Ainsi, le tableau ci-après, présente les indicateurs globaux avant et après l'appariement.

Tableau N°4 : Résultat global du PSM avant et après Matching

Sample	Ps R2	LR chi2	p>chi2	MeanBias	MedBias	B	R	%Var
Unmatched	0,115	570,21	0,000	14,9	13,1	91,0*	0,48*	100
Matched	0,011	28,80	0,859	2,5	1,5	24,9	1,12	17

Standard errors in parentheses *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$

Source : calcul de l'auteur, données EHCVM 2018 et 2021

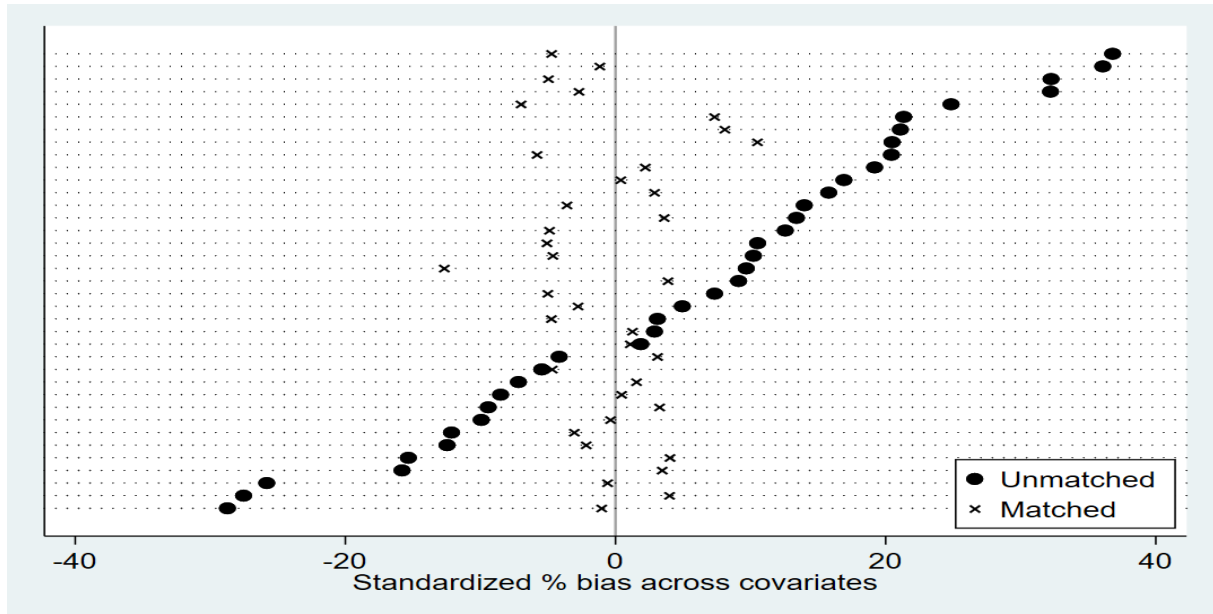
Après la mise en œuvre du score de propension, les résultats globaux montrent une amélioration substantielle de l'équilibre entre les bénéficiaires et les non-bénéficiaires du PNBSF. Avant appariement, les groupes présentaient un déséquilibre significatif, comme en témoignent un pseudo R^2 de 0,115, un test du χ^2 hautement significatif ($\chi^2 = 570,21$; $p < 0,001$), ainsi qu'un biais moyen de 14,9 % et médian de 13,1 %. Ces indicateurs traduisent des différences notables dans les caractéristiques observées entre les deux groupes. Après appariement, ces écarts sont considérablement réduits : le pseudo R^2 tombe à 0,011, le test du χ^2 devient non significatif ($p = 0,859$), et les biais moyen et médian chutent respectivement à 2,5 % et 1,5 %. L'indice B de Rubin passe de 91,0 à 24,9, et la statistique R s'approche de l'unité (1,12), ce qui confirme que l'appariement a permis d'atteindre un bon équilibre sur l'ensemble des covariables.

En outre, pour une analyse détaillée, le tableau 14 en annexe, présente les résultats des écarts sur chaque covariable avant et après appariement. Il sort de ce tableau, avant appariement, un grand nombre de variables présentaient des différences statistiquement significatives entre les bénéficiaires et les non-bénéficiaires, notamment l'âge du chef de ménage, le niveau d'éducation, le milieu de résidence, les régions, et plusieurs caractéristiques du logement (type de sol, toit et mur). Ces différences étaient souvent significatives au seuil de 1%, illustrant un fort biais de sélection initial. Après appariement, la grande majorité de ces différences disparaissent statistiquement : les p values deviennent largement non significatives, et les moyennes entre groupes se rapprochent sensiblement. Ces résultats confirment l'efficacité du

score de propension dans la constitution de groupes comparables, condition essentielle pour une évaluation crédible de l'effet du programme.

Ainsi, pour une meilleure illustration visuelle, le graphique ci-dessous, montre le biais standardisé (%) des covariables avant et après appariement du PSM.

Figure N° 2 : Biais standardisé (%) des covariables avant et après appariement du PSM



Source : calcul de l'auteur, données EHCVM 2018 et 2021

Ce graphique vient illustrer, de manière visuelle, les progrès réalisés en matière d'équilibrage des covariables grâce à l'appariement. Avant appariement, les biais standardisés étaient substantiels pour de nombreuses variables, dépassant fréquemment les seuils critiques (10 %). L'appariement a permis de recentrer ces biais autour de zéro, comme le montre la concentration des points après appariement. Cette amélioration graphique corrobore les indicateurs statistiques globaux et détaillés discutés précédemment.

5.2. Impact du PNBSF sur la scolarisation en 2018

- Avec la méthode du plus proche voisin

Le tableau 5 ci-dessous présente les résultats de l'appariement par score de propension selon la méthode du plus proche voisin, permettant d'estimer l'impact du programme sur les différentes catégories d'enfants et selon leur sexe.

Tableau N°5 : Impact du PNBSF sur la scolarisation des enfants avec le plus proche voisin en 2018

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
-----	-----	-----	-----	-----	-----

VARIABLES	Part garçons 6-15 ans scolarisés	Part filles 6-15 ans scolarisées	Part garçons 11 ans scolarisés	Part filles 6-11 ans scolarisées	Part garçons 12-15 ans scolarisés	Part filles 12-15 ans scolarisées
Bénéficiaires Pnbsf	-0,007 (0,025)	0,001 (0,022)	-0,007 (0,027)	0,007 (0,023)	0,055* (0,031)	0,039 (0,025)
Observations	3,565	3,766	2,896	2,995	1,982	2,123

Standard errors in parentheses * p<001 ** p<005 * p<01**

Source : calcul de l'auteur, données EHCVM 2018 et 2021

La lecture du tableau montre que les résultats sont statistiquement non significatifs. Les effets estimés sont tous faibles et parfois proches de zéro.

En revanche, au niveau collège (12–15 ans), bien que l'effet est positif pour les garçons, mais seulement significatif au seuil de 10 %.

Ces résultats indiquent qu'en 2018, le PNBSF n'a pas eu d'effet significatif sur la scolarisation des enfants. Même après correction du biais de sélection par la méthode du PSM avec le plus proche voisin, les données de l'EHCVM 2018 ne montrent aucun changement mesurable attribuable au programme.

Il est donc pertinent à ce stade de tester la robustesse de ces résultats à travers d'autres stratégies d'appariement.

- **Robustesse des résultats en 2018**

Afin de renforcer la précision de l'appariement et de limiter le biais lié aux comparaisons éloignées, nous appliquons à présent la méthode PSM avec un caliper de 0,05 ainsi que l'estimation par Inverse Probability Weighting (IPW) pour tester la robustesse des résultats,

- **Méthode de caliper de (0,05)**

L'application du PSM avec un caliper de 0,05 vise à améliorer la qualité de l'appariement en limitant les correspondances aux ménages ayant des scores de propension très proches.

Le tableau 6 ci-après présente l'effet du PNBSF sur la scolarisation.

Tableau N°6 : Effets du PNBSF sur la scolarisés des enfants (PSM avec caliper) en 2018

VARIABLES	(1) Part garçons 6-15 ans scolarisés	(2) Part filles 6-15 ans scolarisées	(3) Part garçons 6-11 ans scolarisés	(4) Part filles 6-11 ans scolarisées	(5) Part garçons 12-15 ans scolarisés	(6) Part filles 12-15 ans scolarisées
Bénéficiaires Pnbsf	0,0361 (0,0276)	-0,0165 (0,0262)	0,0332 (0,0320)	-0,0124 (0,0310)	0,0113 (0,0391)	-0,0391 (0,0345)
Observations	3,488	3,733	2,842	2,957	1,954	1,864

Standard errors in parentheses * p < 010 ** p < 005 *** p < 001

Source : calcul de l'auteur, données EHCVM 2018 et 2021

Le tableau montre que les résultats demeurent statistiquement non significatifs. On observe une légère amélioration du taux d'appariement, ce qui traduit une meilleure qualité du matching, bien que le support commun se réduise légèrement. Cependant, les effets estimés restent faibles et non significatifs, ce qui concorde avec les résultats obtenus précédemment.

- **Estimation Inverse Probability Weighting (IPW)**

Le tableau 7 ci-après présente les résultats obtenus avec cette méthode concernant la scolarisés des enfants bénéficiaires.

Tableau N°7 : Effets du PNBSF sur la scolarisés des enfants avec IPW 2018

VARIABLES	(1) Part garçons 6-15 ans scolarisés	(2) Part filles 6-15 ans scolarisées	(3) Part garçons 6-11 ans scolarisés	(4) Part filles 6-11 ans scolarisées	(5) Part garçons 12-15 ans scolarisés	(6) Part filles 12-15 ans scolarisées
Bénéficiaires Pnbsf	0,0164 (0,0175)	0,0202 (0,0172)	0,0208 (0,0210)	0,0228 (0,0205)	0,0102 (0,0259)	0,0146 (0,0243)
Observations	3,565	3,766	2,896	2,995	1,982	2,123

Standard errors in parentheses * p<0.10 ** p<0.05 *** p<0.01

Source : calcul de l'auteur, données EHCVM 2018 et 2021

Les résultats montrent globalement des impacts statistiquement non significatifs, au vu des valeurs de p associées. L'estimation par la méthode IPW confirme ainsi les constats

précédemment obtenus avec le PSM : aucun effet significatif du PNBSF n'est observé sur la scolarisés des enfants, quel que soit leur sexe ou leur tranche d'âge.

5.3. Impact du PNBSF sur la scolarisation et la vaccination des enfants en 2021

- L'approche du plus proche voisin

Dans cette sous-section nous analysons l'impact du PNBSF sur les indicateurs de scolarisation et de vaccination en 2021 en conservant rigoureusement le même ensemble de variables de contrôle que celui mobilisé dans l'analyse de 2018. Ces variables observées lors de la première vague de l'enquête permettent de tenir compte des caractéristiques initiales des ménages sans recourir à une approche en double différence. Cette stratégie vise à assurer la comparabilité des estimations entre les deux années. Les résultats pour l'année 2021 sont présentés dans le tableau ci-dessus.

Tableau N°8 : Effets du PNBSF sur la scolarisation des enfants en 2021

VARIABLES	(1) Part garçons 6- 15 ans scolarisés	(2) Part filles 6- 15 ans scolarisées	(3) Part garçons 6- 11 ans scolarisés	(4) Part filles 6- 11 ans scolarisées	(5) Part garçons 12- 15 ans scolarisés	(6) Part filles 12-15 ans scolarisées
Beneficiaire Pnbsf	0,038 (0,029)	0,059*** (0,021)	0,070** (0,030)	0,062** (0,026)	-0,004 (0,031)	-,0252 (0,049)
Observations	3,538	3,675	2,790	2,857	2,002	2,153

Standard errors in parentheses *** p<0.01 ** p<0.05 * p<0.1

Source : calcul de l'auteur données EHCVM 2018 et 2021

Les estimations issues de la méthode du plus proche voisin indiquent des effets positifs et statistiquement significatifs pour certaines sous-populations. Chez les enfants âgés de 6 à 11 ans, une hausse de la scolarisation grâce au programme de 7 points de pourcentage est observée chez les garçons et 6,2% chez les filles, avec des impacts significatifs au seuil de 5%. Ces résultats suggèrent que le programme a contribué à renforcer l'accès à l'éducation primaire dans les ménages bénéficiaires.

De plus, un effet significatif au seuil de 1% est observé chez les filles âgées de 6 à 15 ans indiquant un impact favorable du PNBSF sur la scolarisation féminine dans ce groupe d'âge. En revanche, aucun effet significatif n'est relevé chez les garçons du même âge, ni chez les adolescents de 12 à 15 ans, où les coefficients sont non significatifs.

Ainsi, les résultats de 2021 révèlent un effet différencié du PNBSF, particulièrement marqué pour les enfants du primaire et pour les filles dans l'ensemble des groupes d'âge scolaires, ce

qui suggère une amélioration progressive de l'impact du programme sur la scolarisés des enfants bénéficiaires.

- **Robustesse des résultats en 2021**

Afin de tester la robustesse de ces résultats obtenus par appariement au plus proche voisin nous mobilisons également des approches alternatives telles que l'appariement avec caliper et la pondération par l'inverse de la probabilité de traitement (IPW) permettant de vérifier la stabilité des effets estimés.

Tableau N°9 : Effets du PNBSF sur la scolarisation en 2021 – matching Caliper

VARIABLES	(1) Part garçons 6- 15 ans scolarisés	(2) Part filles 6- 15 ans scolarisées	(3) Part garçons 6- 11 ans scolarisés	(4) Part filles 6- 11 ans scolarisées	(5) Part garçons 12- 15 ans scolarisés	(6) Part filles 12-15 ans scolarisées
Bénéficiaires Pnbsf	0,0620** (0,0269)	0,0522** (0,0257)	0,0700** (0,0315)	0,059* (0,0311)	0,0632 (0,0391)	0,0119 (0,0348)
Observations	3,500	3,659	2,758	2,844	1 ;937	2,140

Standard errors in parentheses *** p<001 ** p<005 * p<01

Source calcul de l'auteur données EHCVM 2018 et 2021

Tableau N°10 : Effets du PNBSF sur la scolarisation en 2021 – matching IPW

VARIABLES	(1) Part garçons 6- 15 ans scolarisés	(2) Part filles 6- 15 ans scolarisées	(3) Part garçons 6- 11 ans scolarisés	(4) Part filles 6- 11 ans scolarisées	(5) Part garçons 12- 15 ans scolarisés	(6) Part filles 12-15 ans scolarisées
Bénéficiaires Pnbsf	0,0430** (0,0173)	0,0513*** (0,0174)	0,0575** (0,0205)	0,0558*** (0,0210)	0,0492** (0,0252)	0,0592** (0,0236)
Observations	3,538	3,675	2,790	2,857	2,002	2,153

Standard errors in parentheses *** p<001 ** p<005 * p<01

Source calcul de l'auteur données EHCVM 2018 et 2021

Les résultats obtenus par les méthodes de Propensity Score Matching (PSM) avec Caliper et de pondération IPW montrent une convergence globale dans l'estimation des effets positifs du PNBSF sur la scolarisation des enfants bénéficiaires, avec quelques nuances selon le sexe et la

tranche d'âge. L'approche IPW donne des résultats moins conservateurs avec des impacts significatifs pour les garçons et filles pour toutes les tranches d'âge. L'approche Caliper donne des résultats similaires avec les résultats de base du plus proche voisin avec des impacts significatifs pour les enfants d'âge primaire et non significatifs pour les enfants plus âgés d'âge secondaire.

- **Effets sur la vaccination des enfants de 0 à 5 ans en 2021**

L'analyse de l'impact du PNBSF sur la vaccination des enfants âgés de 0 à 5 ans ne peut être conduite que pour l'année 2021, la question relative à la vaccination n'ayant pas été incluse dans le questionnaire de l'EHCVM en 2018. Par conséquent, le tableau suivant présente les résultats obtenus à partir des trois approches méthodologiques retenues : l'appariement au plus proche voisin (PSM simple), l'appariement avec caliper (0,05) et la pondération par l'inverse de la probabilité de traitement (IPW).

Tableau N°11 : Effets estimés du PNBSF sur la vaccination des enfants (0–5 ans) selon trois méthodes

Méthode	Part des enfants ayant reçu tous leurs vaccins	ATT / Coefficient t (ATET)	S,E, / Écart-type	T-stat / p-value	Observations
PSM simple	Part_totale	-0,0411	0,0223	-1,84	2865
PSM simple	Part_garçons	-0,0044	0,0291	-0,15	2044
PSM simple	Part_filles	-0,0487	0,0279	-1,74	1931
Caliper (0,5)	Part_totale	-0,0411	0,0223	-1,84	2865
Caliper (0,5)	Part_garçons	-0,0044	0,0291	-0,15	2043
Caliper (0,5)	Part_filles	-0,0487	0,0279	-1,74	1931
IPW	Part_totale	-0,0153	0,0168	p=0,363	2865
IPW	Part_garçons	-0,0161	0,0210	p=0,444	2044
IPW	Part_filles	-0,0182	0,0223	p=0,415	1931

Standard errors in parentheses *** p<001 ** p<005 * p<01

Source calcul de l'auteur données EHCVM 2018 et 2021

Les résultats obtenus convergent vers une même conclusion : le programme n'a pas exercé d'effet significatif sur les taux de vaccination des jeunes enfants.

Avec le PSM classique, l'effet moyen du traitement est estimé à -0,049 pour les filles (p = 0,08), -0,004 pour les garçons (p = 0,88) et -0,041 pour l'ensemble des enfants (p = 0,07). Ces effets, faibles en valeur absolue, ne sont pas statistiquement significatifs.

Ces résultats suggèrent que la réception du transfert monétaire n'a pas entraîné d'amélioration mesurable de la couverture vaccinale des enfants dans les ménages bénéficiaires par rapport aux non-bénéficiaires, selon les données EHCVM de 2021. Ce résultat peut s'expliquer par des niveaux de vaccination déjà élevés, supérieurs à 80%.

Conclusion

En définitive, les résultats issus des données de 2018 mettent en évidence un impact positif mais statistiquement non significatif du PNBSF sur la scolarisation des enfants, et ce quelle que soit la méthode d'estimation retenue.

En revanche, les estimations basées sur les données de 2021 révèlent un impact globalement positif et statistiquement significatif du PNBSF sur les différents indicateurs de scolarisation. Cet effet apparaît particulièrement marqué chez les enfants les plus jeunes ainsi que chez les filles, suggérant une efficacité différenciée du programme selon l'âge et le genre. Plus précisément, pour les enfants âgés de 6 à 11 ans, le PNBSF améliore significativement le taux de scolarisation des garçons de 7 points de pourcentage et celui des filles de 6,2 points de pourcentage, avec des effets significatifs au seuil de 5 %.

S'agissant de la tranche d'âge des 12–15 ans, les résultats apparaissent plus contrastés. Les impacts du programme sur la scolarisation dans ce groupe d'âge ne sont statistiquement significatifs qu'avec la méthode de pondération par l'inverse de la probabilité de traitement (IPW).

Pris dans leur ensemble, ces résultats suggèrent que les effets du PNBSF sur la scolarisation sont faibles, voire inexistant, à court terme, mais qu'ils deviennent substantiels et statistiquement significatifs à plus long terme. Le programme semble ainsi contribuer de manière progressive à l'amélioration de la scolarisation des enfants issus des ménages bénéficiaires, en particulier au niveau de l'enseignement primaire.

En ce qui concerne la vaccination des enfants âgés de 0 à 5 ans en 2021, les résultats obtenus sont globalement non significatifs, indiquant que le PNBSF n'a pas eu d'effet mesurable sur cet indicateur sanitaire.

Ces résultats sont cohérents avec les synthèses récentes portant sur les programmes de transferts monétaires en Afrique, qui mettent en évidence des effets globalement positifs et progressifs sur la scolarisation des enfants, en particulier au niveau primaire, tandis que les impacts sur les indicateurs liés à la santé apparaissent plus hétérogènes selon les contextes (UNICEF, 2025).

Cet article contribue ainsi à une meilleure compréhension des impacts du PNBSF, et plus largement de ceux des programmes de transferts monétaires, qui constituent aujourd'hui l'un des principaux instruments d'assistance sociale dans les pays en développement. En mobilisant une stratégie empirique rigoureuse, il met en évidence les effets positifs d'un programme de transfert monétaire à grande échelle sur le capital humain des enfants. Au-delà d'un simple mécanisme de soutien aux ménages pauvres, ces résultats montrent que les transferts monétaires peuvent constituer un puissant levier d'investissement dans le capital humain, avec un potentiel

réel pour améliorer durablement les trajectoires individuelles des enfants et, à terme, le processus de développement économique et social d'un pays.

Remerciements

Nous remercions Camille Saint-Macary et Jean-Noël Senne pour leurs commentaires utiles sur cet article, ainsi que Babacar Thiaw, Directeur des programmes de filets sociaux à la DGPSN, pour des échanges éclairants. Les erreurs éventuelles restent de notre seule responsabilité.

ANNEXES

Tableau N°12 : Statistiques descriptives des caractéristiques des ménages

Variable	Non Bénéficiaires (Moyenne)	Bénéficiaires (Moyenne)	Total (Moyenne)	p-value
Âge du chef de ménage	51,52 (14,24)	54,46 (12,68)	52,00 (14,04)	0,0000
Taille du ménage	9,46 (6,04)	10,35 (5,52)	9,60 (5,97)	0,0000
Sexe du chef : Masculin	0,74 (0,44)	0,77 (0,42)	0,74 (0,44)	0,0369
Sexe du chef : Féminin	0,26 (0,44)	0,23 (0,42)	0,26 (0,44)	0,0369
Niveau d'instruction : Faible	0,83 (0,38)	0,92 (0,26)	0,84 (0,36)	0,0000
Niveau d'instruction : Moyen	0,12 (0,33)	0,07 (0,26)	0,11 (0,32)	0,0000
Niveau d'instruction : Élevé	0,05 (0,22)	0,01 (0,08)	0,04 (0,21)	0,0000
Célibataire	0,03 (0,17)	0,01 (0,09)	0,03 (0,16)	0,0003
Marié(e) monogame	0,55 (0,50)	0,53 (0,50)	0,55 (0,50)	0,0003
Marié(e) polygame	0,28 (0,45)	0,29 (0,45)	0,28 (0,45)	0,0003
Union libre	0,00 (0,02)	0,00 (0,03)	0,00 (0,02)	0,0003
Veuf(ve)	0,12 (0,32)	0,15 (0,36)	0,12 (0,33)	0,0003
Divorcé(e)	0,02 (0,15)	0,02 (0,14)	0,02 (0,15)	0,0003
Séparé(e)	0,00 (0,05)	0,00 (0,04)	0,00 (0,04)	0,0003
Milieu : Urbain	0,54 (0,50)	0,43 (0,50)	0,53 (0,50)	0,0000
Milieu : Rural	0,46 (0,50)	0,57 (0,50)	0,47 (0,50)	0,0000
Branchement	0,62 (0,48)	0,45 (0,50)	0,60 (0,49)	

Type de sol - Moderne	0,27 (0,44)	0,08 (0,26)	0,24 (0,43)	0,0000
Type de toilette - Moderne	0,52 (0,50)	0,30 (0,46)	0,48 (0,50)	0,0000
Type de toit - Moderne	0,38 (0,48)	0,17 (0,38)	0,34 (0,47)	0,0000
Type de mur - Moderne	0,73 (0,44)	0,50 (0,50)	0,69 (0,46)	0,0000
Éducation max (35+) : Aucune	0,61 (0,49)	0,69 (0,46)	0,62 (0,49)	0,0000
Éducation max (35+) : Primaire	0,18 (0,39)	0,19 (0,40)	0,18 (0,39)	0,0000
Éducation max (35+) : Secondaire 1er cycle	0,09 (0,29)	0,08 (0,27)	0,09 (0,29)	0,0000
Éducation max (35+) : Secondaire 2nd cycle	0,04 (0,20)	0,02 (0,14)	0,04 (0,19)	0,0000
Éducation max (35+) : Secondaire EFTP	0,01 (0,11)	0,00 (0,06)	0,01 (0,10)	0,0000
Éducation max (35+) : Supérieur	0,06 (0,24)	0,01 (0,10)	0,05 (0,23)	0,0000
viirs	7498,2	7427,3	7476,837	0,810

Tableau N°13 : Estimation du score de propension sur les variables revenues : modèle Logit – PNBSF (EHCVM 2018)

Variable	(1) Coefficients
Age du CM	0,062*** (0,020)
Age CM au carré	-0,000** (0,000)
Taille menage	0,107*** (0,022)
Taille menage au carré	-0,003*** (0,001)
sexe CM (Ref = Masculin)	
Féminin	0,057 (0,130)
VIIRS ((luminosité nocturne)	-0,0000306** (0,0000106)

VIIRS au carré	1,74e-10 (2,43e-10)
Niveau d'éducation_CM (Ref = Aucun)	
Moyen	-0,112 (0,218)
Élevé	-0,377 (0,581)
Situation matrimoniale_CM (Ref = Marié)	
Veuf(ve)/Divorcé(e)	0,220 (0,150)
Célibataire/Union libre	-0,354 (0,372)
Milieu (Ref = Urbain)	
Rural	0,000 (.)
region_14 (Ref= DAKAR)	
ZIGUINCHOR	0,897*** (0,244)
DIORBEL	-0,287 (0,256)
SAINT-LOUIS	0,123 (0,278)
TAMBACOUNDA	0,644** (0,286)
KAOLACK	0,397* (0,237)
THIES	0,153 (0,255)
LOUGA	-0,798** (0,311)
FATICK	0,947*** (0,242)
KOLDA	0,716*** (0,251)
MATAM	0,087 (0,308)
KAFFRINE	0,661*** (0,246)
KEDOUGOU	0,560* (0,320)
SEDHIOU	0,455* (0,255)
Branchement en eau (Ref=Oui)	
Non	0,047 (0,094)
type_sol (Ref=Moderne)	
Acceptable	0,992*** (0,155)

Précaire	1,151*** (0,181)
type_toilette (Ref=Moderne)	
Semi-traditionnel	0,432*** (0,107)
Traditionnel	0,292** (0,119)
Acceptable (toit)	0,277** (0,119)
Précaire (toit)	0,273* (0,163)
type_mur (Ref=Moderne)	
Acceptable	0,283** (0,134)
Précaire	0,435*** (0,117)
max_educ_35_plus (Ref= Aucun éducation)	
Primaire	0,087 (0,104)
Secondaire 1er cycle	0,174 (0,191)
Secondaire 2nd cycle	-0,374 (0,299)
Secondaire EFTP	-0,684 (0,572)
Supérieur	-0,960* (0,506)
Constant	-5,759*** (0,607)
Log-Likelihood	-2203,775
LR Chi2	568,548
p-valeur	0,000
Pseudo R ²	0,1143

Standard errors in parentheses *** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,1

Source, calcul de l'auteur, données EHCVM 2018 et 2021

Tableau N°14 : Différence de moyenne des covariables avant et après appariement

Variable	Unmatched(U Matched (M))	Treated	Control	t	p> t
age_CM	U	54,349	52,844	3,13	0,002
	M	54,332	54,347	-0,03	0,979
age_CM_sq	U	3111,6	2976,1	2,54	0,011
	M	3109,9	3101,3	0,13	0,893
taille_M	U	10,411	9,8114	2,80	0,005
	M	10,399	10,482	-0,33	0,741
taille_M_sq	U	137,66	132,98	0,67	0,504

	M	137,35	140,05	-0,37	0,713
viirs	U	7498,2	7427,3	0,24	0,810
	M	7507,1	7631,1	-0,36	0,721
viirs_sq	U	1,1e+08	1,2e+08	-0,97	0,333
	M	1,1e+08	1,1e+08	-0,12	0,901
2,sexe_CM	U	0,22732	,26125	-2,17	0,030
2,sexe_CM	M	0,22567	,2385	-0,66	0,511
1,niheduc_CM	U	0,06937	,11274	-3,94	0,000
1,niheduc_CM	M	0,06952	,05989	0,85	0,398
2,niheduc_CM	U	0,0064	,04568	-5,67	0,000
2,niheduc_CM	M	0,00642	,00535	0,30	0,762
2,situm3_CM	U	0,16649	,14514	1,67	0,095
2,situm3_CM	M	0,16471	,15401	0,63	0,528
3,situm3_CM	U	0,00961	,02115	-2,35	0,019
3,situm3_CM	M	0,00963	,00963	-0,00	1,000
2,milieu_rd	U	0,56777	,45792	6,14	0,000
2,milieu_rd	M	0,56898	,62567	-2,50	0,012
2,region_14	U	0,12166	,06008	6,71	0,000
2,region_14	M	0,11979	,1262	-0,42	0,673
3,region_14	U	0,05443	,09653	-4,11	0,000
3,region_14	M	0,05455	,05455	-0,00	1,000
4,region_14	U	0,04696	,07313	-2,88	0,004
4,region_14	M	0,04706	,05027	-0,32	0,747
5,region_14	U	0,08538	,06143	2,69	0,007
5,region_14	M	0,08556	,08556	-0,00	1,000
6,region_14	U	0,08645	,08303	0,34	0,732
6,region_14	M	0,08663	,09626	-0,72	0,471
7,region_14	U	0,04909	,07291	-2,62	0,009
7,region_14	M	0,0492	,05241	-0,32	0,752
8,region_14	U	0,02348	,09248	-7,09	0,000
8,region_14	M	0,02353	,02246	0,15	0,877
9,region_14	U	0,09498	,06008	3,91	0,000
9,region_14	M	0,09519	,09626	-0,08	0,937
10,region_14	U	0,11313	,05828	6,09	0,000
10,region_14	M	0,11337	,09305	1,44	0,149
11,region_14	U	0,03842	,05536	-2,11	0,035
11,region_14	M	0,0385	,03636	0,24	0,808
12,region_14	U	0,10032	,06143	4,30	0,000
12,region_14	M	0,10053	,09305	0,55	0,584
13,region_14	U	0,05763	,05243	0,64	0,520
13,region_14	M	0,05775	,05882	-0,10	0,921
14,region_14	U	0,08858	,04928	4,76	0,000
14,region_14	M	0,08877	,09947	-0,79	0,429

2,max_educ_35_plus	U	0,18677	,17349	0,97	0,332
2,max_educ_35_plus	M	0,1861	,20321	-0,93	0,350
3,max_educ_35_plus	U	0,08324	,09068	-0,73	0,468
3,max_educ_35_plus	M	0,08235	,07487	0,60	0,548
4,max_educ_35_plus	U	0,02028	,04478	-3,46	0,001
4,max_educ_35_plus	M	0,02032	,02139	-0,16	0,872
5,max_educ_35_plus	U	0,00427	,01125	-1,95	0,051
5,max_educ_35_plus	M	0,00428	,00428	-0,00	1,000
6,max_educ_35_plus	U	0,00854	,06076	-6,59	0,000
6,max_educ_35_plus	M	0,00856	,00749	0,26	0,796
2,brancheme	U	0,54536	,36724	10,22	0,000
2,brancheme	M	0,54545	,5262	0,83	0,404
2,type_sol	U	0,53042	,48402	2,58	0,010
2,type_sol	M	0,53048	,48342	2,04	0,042
3,type_sol	U	0,40235	,25293	9,34	0,000
3,type_sol	M	0,40214	,44706	-1,97	0,049
2,type_toilette	U	0,29989	,22592	4,84	0,000
2,type_toilette	M	0,29947	,28342	0,76	0,446
3,type_toilette	U	0,41622	,2599	9,69	0,000
3,type_toilette	M	0,41711	,44492	-1,21	0,225
2,type_toit	U	0,55603	,46242	5,22	0,000
2,type_toit	M	0,55508	,55508	0,00	1,000
3,type_toit	U	0,28068	,17484	7,49	0,000
3,type_toit	M	0,28128	,28342	-0,10	0,918
2,type_mur	U	0,16756	,09901	6,09	0,000
2,type_mur	M	0,16684	,1615	0,31	0,755
3,type_mur	U	0,33618	,17867	10,95	0,000
3,type_mur	M	0,33583	,34011	-0,20	0,845

BIBLIOGRAPHIE

- Akresh, R., de Walque, D., & Kazianga, H. (2013). Cash transfers and child schooling: Evidence from a randomized evaluation in Burkina Faso. *American Economic Journal: Applied Economics*, 5(4), 168–195. <https://doi.org/10.1257/app.5.4.168>
- Araujo, M. C., & Macours, K. (2021). Long-term impacts of conditional cash transfers: Evidence from Progres/Oportunidades in Mexico. *Journal of Human Resources*, 56(2), 345–380. <https://doi.org/10.3368/jhr.56.2.1020-10884R1>
- Banerjee, A., Hanna, R., Olken, B. A., & Lisker, D. S. (2024). Social protection in the developing world. *Journal of Economic Literature*, 62(4), 1349-1421.
- Banque mondiale. (2012). *Resilience, equity, and opportunity: The World Bank social protection and labor strategy 2012–2022*.
- Banque mondiale. (2023). *Évaluation du Programme national de Bourses de Sécurité familiale (PNBSF) au Sénégal: Rapport d'impact 2016-2019*. Banque mondiale.
- Barrientos, A. (2013). *Social assistance in developing countries*. Cambridge University Press.
- Bastagli, F., Hagen-Zanker, J., Harman, L., Barca, V., Sturge, G., Schmidt, T., & Pellerano, L. (2016). Cash transfers: what does the evidence say. *A rigorous review of programme impact and the role of design and implementation features*. London: ODI, 1(7), 1.
- Del Ninno, C., & Mills, B. (2015). Social safety nets and poverty reduction: Evidence and lessons from developing countries. *World Development*, 72, 218–236. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2015.01.007>
- Del Ninno, C., & Mills, B. (Eds.). (2015). *Les Filets Sociaux en Afrique: Des Méthodes Efficaces Pour Cibler Les Populations Pauvres Et Vulnérables en Afrique Sub-Saharienne*. World Bank Publications.
- Délégation Générale à la Protection Sociale et à la Solidarité Nationale (DGPSN). (2016). *Stratégie nationale de protection sociale : SNPS-2015-2035*. République du Sénégal.
- Evans, D. K., Gale, V., & Kosec, K. (2023). Conditional cash transfers and child schooling in Tanzania: Targeting, timing, and educational outcomes. *Economics of Education Review*, 92, 102451. <https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2023.102451>
- Gaentsch, A. (2017). Do conditional cash transfers (CCTs) raise educational attainment? A case study of Juntos in Peru. *Banque mondiale – Policy Research Working Paper*, 8120. <https://doi.org/10.1596/1813-9450-8120>
- Hartarto, T., & Wardani, D. (2023). Parental aspirations and the impact of conditional cash transfers on education in Indonesia. *Journal of Development Studies*, 59(5), 789–810. <https://doi.org/10.1080/00220388.2022.2123456>

Light, C., Nwaobia, G. E., & Nwobia, L. I. (2024). Effects of Conditional and Unconditional Cash Transfers on Poverty Reduction, Education, and Health Outcomes in Sub-Saharan Africa—A PRISMA Approach. *Journal of Poverty*, 1-17.

Merrien, F.-X. (2013). La protection sociale comme politique de développement: un nouveau programme d'action international. *Revue internationale de politique de développement*, 5(1).
<https://doi.org/10.4000/poldev.1519>

Organisation internationale du travail (OIT). (2024). *Informality and social protection in African countries: A forward-looking assessment of contributory schemes*. OIT.

Parker, S. W., & Vogl, T. (2023). Long-term educational impacts of the Progresca conditional cash transfer program. *Journal of Development Economics*, 159, 103096.
<https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2022.103096>

UNICEF. (2025). *Impacts of cash transfer programmes in Africa on children's education: Evidence summary*. UNICEF Innocenti – Global Office of Research and Foresight.