



Munich Personal RePEc Archive

**Determinants of public policies for the allocation of primary education resources: A spatial econometric analysis for the case of the West region of Cameroon**

ANEGUE, Jean De Dieu

University of Dschang

16 July 2024

Online at <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/125149/>  
MPRA Paper No. 125149, posted 30 Jun 2025 07:45 UTC

**DETERMINANTS DES POLITIQUES PUBLIQUES D'ALLOCATION DES  
RESSOURCES EDUCATIVES AU PRIMAIRE : UNE ANALYSE EN  
ECONOMETRIE SPATIALE POUR LE CAS DE LA REGION DE L'OUEST  
CAMEROUN**

**ANEGUE Jean De Dieu**

*Statisticien*

*Laboratoire d'Economie Fondamentale et Appliquée*

*Université de Dschang*

[aneguejean@gmail.com](mailto:aneguejean@gmail.com)

**Résumé :**

L'objectif de ce papier est d'analyser les déterminants des décisions des pouvoirs publics en matière d'allocation des ressources éducatives au primaire dans la région de l'Ouest. En utilisant un modèle Probit SAR (Spatial Autoregressive), les résultats révèlent deux faits majeurs. Premièrement, les décisions publiques en matière d'allocation des ressources éducatives au primaire sont spatialement dépendantes. Deuxièmement, ces décisions ne sont pas influencées par la demande en éducation, mais plutôt par les facteurs politiques, l'incidence de la pauvreté monétaire et les ressources éducatives matérielles existantes. Sur la base de ces résultats, la principale recommandation est celle selon laquelle les pouvoirs publics doivent prendre en compte les critères d'équité tels que la demande effective en éducation (la population ou la population en âge de fréquenter) et les caractéristiques socio-économiques des populations de chaque arrondissement lors de la conception et la planification des politiques éducatives, ceci pour permettre un accès universel à une éducation de qualité tel que visé par la Stratégie Nationale de Développement 2020-2030.

**Mots clés :** Décisions publiques d'allocation, Ressources éducatives, Modèle Probit SAR.

**Classification JEL :** C21, I24, O15

## Introduction

L'éducation fait partie des piliers fondamentaux du développement individuel et sociétal. De ce fait, l'accès à une éducation de qualité est un droit humain fondamental et un facteur essentiel pour la réduction de la pauvreté, la croissance économique et la cohésion sociale. L'allocation des ressources éducatives constitue ainsi un enjeu crucial pour les gouvernements qui cherchent à garantir l'équité dans leurs systèmes éducatifs. L'équité des décisions étatiques fait référence d'une part à l'égalité d'accès, c'est-à-dire garantir à tous un accès égal aux ressources éducatives et d'autre part à la justice sociale, c'est-à-dire réduire les inégalités éducatives et garantir aux élèves des milieux défavorisés les mêmes chances de réussite.

Comme de nombreux pays en voie de développement, le Cameroun fait face à des défis majeurs en matière d'accès à l'éducation et la formation du capital humain malgré tous les efforts entrepris par les pouvoirs publics. Ces défis sont liés à des inégalités éducatives persistantes, notamment en matière de scolarisation au primaire, à des disparités socio-économiques, à l'absence d'équité dans l'allocation des ressources éducatives et à des disparités en matière de performance scolaire. En effet, selon le rapport mondial de suivi de l'éducation de l'UNESCO<sup>1</sup> paru en 2021, le taux de scolarisation au Cameroun se situait à 90,2%. Ce taux de scolarisation est plus faible que ceux observés dans les pays à revenu intermédiaire de la tranche inférieure, notamment ceux de l'Asie de l'Est (97,2% en moyenne) et de l'Amérique Latine et Caraïbes (95,8% en moyenne). Le taux d'achèvement au primaire qui est une autre mesure de l'accès à l'éducation, se situait en 2020 à 78,1% au Cameroun contre 93,8% en moyenne pour les pays de l'Asie de l'Est et 89,3% pour ceux de l'Amérique Latine et Caraïbes selon ce même rapport de l'UNESCO. Des disparités importantes entre régions et groupes socio-économiques sont par ailleurs observées, comme le montrent les chiffres du MINEDUB<sup>2</sup> en 2020 qui font en état d'un taux d'achèvement au primaire de 88,2% dans la région du Centre, contre seulement 65,4% dans l'Extrême-Nord. En outre, bien que la réussite aux examens au primaire ait connu une hausse ces trois dernières années, passant de 77,02% en 2017 à 82,7% en 2022, des disparités en termes de réussite scolaire persistent néanmoins entre régions (64,3% à l'Extrême-Nord contre 94,8% au Centre en 2022) et entre départements (dans la région de l'Ouest notamment avec 95,2% dans la MENOUA contre 85,3% dans la MIFI en 2022). Les disparités d'accès à l'éducation et de réussite scolaire évoquées ci-dessus sont souvent dues à des disparités dans l'offre en éducation entre régions (Holsinger et Clune, 2009) et aux différences socio-économiques entre régions (Sirin, 2005 ; Reardon et Portilla, 2016). Ces disparités dans l'offre en éducation peuvent être causées par des politiques d'allocation qui ne reposent pas sur des facteurs objectifs, en occurrence la demande en éducation exprimée par chaque zone (Nkengne et al., 2017). Mettre sur pied des politiques éducatives équitables, c'est-à-dire qui tiennent compte des besoins réels de

---

<sup>1</sup> United Nations for Education, Science and Culture Organization

<sup>2</sup> Ministère de l'Éducation de Base

la population, est donc un impératif pour les pouvoirs publics si ces derniers veulent atteindre les objectifs de développement en matière de l'éducation fixés par l'ODD<sup>3</sup> 4, à savoir favoriser un système éducatif inclusif. L'identification des facteurs qui influencent les décisions d'allocation spatiale des ressources éducatives (infrastructures, ressources humaines et pédagogiques...) s'avère dès lors nécessaire pour une allocation efficiente de ces ressources.

Avec la disponibilité croissante des données géoréférencées, les études utilisant des méthodes spatiales sont présentes dans divers domaines de recherche. Cependant, son application à l'analyse des politiques éducatives reste relativement limitée (Awa et al., 2016 ; Mourshed et al., 2019). La littérature existante se base principalement sur des approches statistiques classiques telles que les modèles à effets multiples (Assah-Nkrumah et Teke, 2014). Ces approches ne permettent pas de prendre en compte la dimension spatiale du problème et peuvent de ce fait conduire à des résultats biaisés en raison de l'absence de prise en compte de la possible dépendance spatiale des variables utilisées (Le Gallo, 2002). Cette absence d'études utilisant des approches économétriques spatiales constitue un gap important dans la compréhension des facteurs qui influencent les décisions publiques en matière d'allocation des ressources éducatives. C'est fort de cela que la présente étude se propose de répondre à la question suivante : quels sont les déterminants des décisions publiques d'allocation des ressources éducatives au primaire dans la région de l'Ouest Cameroun ?

L'objectif de ce papier est donc d'analyser les déterminants des décisions des pouvoirs publics en matière d'allocation des ressources éducatives au primaire dans la région de l'Ouest en prenant en compte la dépendance spatiale dans les données. Pour cela, les méthodes de statistique et d'économétrie spatiale seront utilisées. La suite du papier prévoit dans un premier temps une revue de littérature empirique sur les déterminants des décisions d'allocation des ressources éducatives. Par la suite, la méthodologie sera présentée. Les résultats ainsi que la discussion de ces derniers viendront clore l'étude.

## **1. Revue de littérature**

Les études sur les déterminants des politiques d'allocation des ressources éducatives ont identifié plusieurs facteurs influençant ces choix. Parmi les principaux déterminants, l'on retrouve la demande en éducation exprimée par la zone concernée (densité de la population, nombre d'élèves fréquentant les écoles), les infrastructures scolaires existantes, les caractéristiques socio-économiques des populations locales et aussi les facteurs politiques.

### **1.1. Demande en éducation et allocation des ressources.**

---

<sup>3</sup> Objectif de Développement Durable

Plusieurs études ont expliqué les décisions d'allocation spatiale des ressources éducatives par la demande en éducation et la qualité des infrastructures scolaires existantes.

Hanushek et Yilmaz (2001) ont montré que la densité de la population peut jouer un rôle important dans les décisions d'allocation des ressources éducatives, en particulier dans les zones urbaines où la densité de la population est généralement plus élevée que dans les zones rurales. Les auteurs ont constaté que les zones densément peuplées ont tendance à recevoir plus de ressources financières et matérielles que les zones moins peuplées. Dans le même sens, Hanushek et Rivkin (2006) ont montré que les districts scolaires américains avec une densité de la population plus élevée avaient tendance à se voir allouer plus de ressources que ceux moins densément peuplées. Ladd (2011) a par ailleurs révélé que les districts scolaires caractérisés par une forte densité de la population avaient tendance à bénéficier de plus d'écoles que ceux moins peuplés.

En ce qui concerne le nombre d'élèves effectivement scolarisés, une étude menée par Downes et Paez (2015) a révélé que les zones possédant un nombre important d'élèves ont tendance à recevoir davantage de ressources éducatives que les zones ayant un faible nombre d'élèves scolarisés. Baker et Green (2008) vont dans le même sens en soulignant que les zones caractérisées par une forte concentration des élèves reçoivent généralement plus de ressources éducatives que les zones ayant une faible concentration des élèves.

Au Cameroun, Nkengne et al. (2016) ont montré que les zones à forte densité de la population sont généralement mieux pourvues en écoles et en enseignants, tandis que les zones moins peuplées ont tendance à être négligées en termes d'infrastructures éducatives, ce qui peut causer des inégalités d'accès à l'éducation dans différentes régions du pays. Tchouassi et al. (2018) ont également souligné l'incidence de la densité de la population dans les politiques de planification éducatives au Cameroun, avec des zones densément peuplées recevant généralement plus de ressources que les zones moins densément peuplées. En outre, une étude menée par Tchouassi et al. (2019) a révélé que le nombre d'élèves a un impact significatif sur l'allocation des ressources éducatives au Cameroun. Les auteurs soulignent que plus une zone possède un nombre important d'élèves, plus cette zone a tendance à recevoir plus de ressources pour couvrir les coûts liés à l'éducation.

L'exploration de ces différentes études, mettent en lumière l'effet significatif de la demande en éducation sur les politiques d'allocation spatiale des ressources éducatives.

## **1.2. Caractéristiques socio-économiques des populations et allocation des ressources**

De nombreux auteurs ont examiné les facteurs socio-économiques qui influencent les décisions publiques d'allocation des ressources éducatives. Ces études ont révélé que des facteurs comme le niveau de revenu des ménages, le taux de pauvreté, le niveau d'éducation des parents, la taille de la population et la répartition géographique des écoles influencent significativement ces décisions.

Card et Krueger (1992) ont révélé dans une étude que le niveau d'éducation des parents peut influencer les décisions publiques d'allocation des ressources éducatives. Les auteurs soulignent que les enfants dont les parents ont un niveau d'éducation élevé ont tendance à bénéficier de ressources supplémentaires telles que des programmes extra-scolaires ou du matériel pédagogique supplémentaire. En outre, une étude menée par Hanushek et Luque (2003) a révélé que les ressources allouées à l'éducation primaire sont souvent distribuées de manière inégale en fonction du niveau de revenu des ménages. Les zones riches ont tendance à recevoir plus de ressources éducatives (écoles, ressources financières...) que les zones pauvres. Lavy (2002) et Ladd (2008) quant à eux soulignent que la taille de la population scolaire et la répartition géographique de la population peuvent également jouer un rôle sur les décisions publiques d'allocation des ressources éducatives. Les résultats de ces études montrent que les zones dans lesquelles les populations sont dispersées reçoivent généralement moins de ressources éducatives que celles dans lesquelles les populations sont concentrées. Cela s'explique par le fait qu'il est plus coûteux de desservir un grand nombre d'élèves répartis sur une grande surface.

Des études similaires ont été menées pour le cas du Cameroun. Nkengne et al. (2017) ont montré que les zones urbaines et celles fréquentées par les élèves issus des milieux aisés bénéficient généralement de plus de ressources que les zones rurales ou fréquentées par les élèves issus de milieux défavorisés. Une autre étude menée par Tchouassi et al. (2019) a souligné l'importance du niveau d'éducation des parents dans l'allocation des ressources éducatives. Les enfants dont les parents ont un niveau d'éducation élevé ont tendance à bénéficier de meilleurs équipements et infrastructures et scolaires que ceux dont le niveau d'éducation des parents est faible. Enfin Ngoufack et al. (2020) soulignent l'impact du statut socio-économique des élèves sur l'allocation des ressources éducatives. Les enfants issus des familles aisées sont souvent favorisés en termes d'accès à des ressources supplémentaires telles que des cours particuliers ou du matériel pédagogique supplémentaire.

Les études ci-dessus montrent que les décisions étatiques d'allocation des ressources éducatives sont fortement influencées par les facteurs socio-économiques tels que le revenu familial, le niveau d'éducation des parents et le statut socio-économique des élèves.

### **1.3. Facteurs politiques et allocation des ressources.**

L'allocation des ressources éducatives peut également être influencée par des facteurs politiques. Ces facteurs comprennent les groupes d'intérêt, les préférences des élus locaux et les dynamiques de pouvoir au sein des conseils scolaires.

Lubienski et Lubienski (2006) ont montré que l'allocation des écoles publiques est souvent influencée par les groupes d'intérêt tels que les syndicats d'enseignants et les associations des parents d'élèves. Ces groupes peuvent exercer des pressions pour obtenir plus de financements pour certaines initiatives ou programmes spécifiques. Une autre étude menée par LeRoux et Wright (2010) a révélé que les élus locaux peuvent jouer un rôle important dans l'allocation des ressources. Leurs objectifs électoraux et préférences politiques peuvent influencer la manière dont ils distribuent

les fonds entre régions ou zones géographiques. En outre Ballou et Podgursky (1998) ont souligné l'impact des considérations partisans sur les décisions d'allocation des ressources dans le domaine de l'éducation. Les partis politiques au pouvoir peuvent favoriser certaines régions en fonction de leur propre agenda politique.

Au Cameroun, Nkwi et Nyamnjoh (2004) ont montré que les régions politiquement favorisées reçoivent plus de ressources que celles qui ne le sont pas. Tchombe (2010) a quant à lui souligné l'importance des réseaux politiques dans l'allocation des ressources éducatives, en mettant en lumière le rôle des élites politiques locales dans la distribution de ces ressources. Enfin Fomunyam (2015) révèle dans une étude que les décisions publiques d'allocation des ressources éducatives sont souvent prises de manière arbitraire, sans tenir compte des besoins réels de la population. De telles pratiques entraînent une mauvaise gestion des ressources et un gaspillage financier.

L'exploration de la littérature effectuée ci-dessus a révélé que la demande en éducation, les caractéristiques socio-économiques et les facteurs politiques influencent les politiques d'allocation des ressources éducatives. Cependant, les études existantes n'incluent pas la dimension spatiale dans l'analyse des déterminants de ces politiques d'allocation. Comme le soulignent Bifulco et Ladd (2003) et Hanushek et al. (2003), la prise en compte de la dimension spatiale dans l'analyse des politiques d'allocation des ressources éducatives est importante pour mieux comprendre les inégalités territoriales en matière d'éducation et identifier les besoins spécifiques de chaque région pour garantir un accès équitable à une éducation de qualité pour tous les élèves. La suite de l'étude prend en compte cet aspect.

## **2. Données et méthodologie.**

### **2.1. Données et sources.**

Les données utilisées dans la présente investigation ont été recensées sur l'année 2022 et proviennent du MINEDUB, des projections de la population du BUCREP<sup>4</sup>, du rapport monographie de la région de l'Ouest (INS<sup>5</sup>), de la délégation régionale MINEPAT de l'Ouest et du FEICOM<sup>6</sup>.

La variable dépendante intitulée *allocation* a été construite en faisant la différence entre le nombre d'écoles primaires publiques présentes dans chaque arrondissement durant l'année académique 2021-2022 et le nombre d'écoles publiques présentes durant l'année académique 2020-2021. Il s'agit d'une variable binaire qui prend la valeur 1 si cette différence est strictement positive et 0 sinon. Sur la base de la littérature et des données à notre disposition, nous utilisons comme prédicteurs: la densité de la population pour capter la demande en éducation ; l'incidence de la

---

<sup>4</sup> Bureau Central de Recensement et de la Population

<sup>5</sup> Institut National de la Statistique

<sup>6</sup> Fonds Spécial d'Équipement et d'Intervention Intercommunale

pauvreté monétaire et le taux d’alphabétisation de la population de 15 ans ou plus pour capter les caractéristiques socio-économiques de la zone ; le nombre d’écoles de l’année scolaire antérieure, le taux d’exécution physique du BIP alloué à l’éducation pour l’année budgétaire antérieure pour mesurer la disponibilité des ressources et l’affiliation politique dominante à la tête de l’arrondissement pour appréhender les facteurs politiques. Le tableau 1 présente ces variables, leurs abréviations et leurs sources.

Tableau 1 : Variables, définitions et sources

Variable et abreviation	Nature	Définitions	Source
<b>Variable dépendante</b>			
Allocation ( <i>alloc</i> )	Binaire	1 si nombre d’écoles en 2021-2022 supérieur à nombre d’écoles en 2020-2021	MINEDUB (2022)
<b>Variables explicatives</b>			
Densité de la population ( <i>dens</i> )	Continue	Ratio population sur la superficie de l’arrondissement	BUCREP (2022)
Nombre écoles antérieures ( <i>eco_ant</i> )	Discrète	Nombre d’écoles primaires publiques dans l’arrondissement durant l’année académique 2020-2021	MINEDUB (2022)
Taux d’exécution antérieur ( <i>tx_exe</i> )	Continue	Taux d’exécution physique du BIP pour l’éducation pour l’exercice budgétaire 2021	MINEPAT Ouest Cameroun (2022)
Affiliation politique ( <i>aff_pol</i> )	Binaire	1 si RDPC et 0 sinon	FEICOM (2020)
Incidence de la pauvreté monétaire ( <i>tx_pau</i> )	Continue	Rapport entre le nombre d’individus vivant en deçà du seuil de pauvreté (931 FCFA par équivalent adulte par jour) sur la population totale	Monographie INS (2016)
Taux d’alphabétisation de la population ayant entre 15 et 64 ans (utilisé comme proxy du niveau d’éducation des parents des élèves) ( <i>tx_alpha</i> )	Continue	Rapport entre le nombre de personnes âgées de 15 à 64 ans capables de lire une phrase courte et simple sur la vie quotidienne ou ayant au moins le niveau du secondaire sur le nombre total de personnes âgées de 15 à 64 ans	Monographie INS (2016)

Source : L’auteur

## 2.2. Approche méthodologique.

Pour analyser les facteurs qui influencent les décisions d’allocation des ressources éducatives dans la région, plus précisément l’allocation des écoles primaires dans le cas de cette étude, nous utilisons un modèle économétrique à variable dépendante limitée. On en distingue trois types principaux : Les modèles Logit lorsqu’on fait l’hypothèse que le terme d’erreur suit une distribution logistique<sup>7</sup>, les modèles Probit lorsque le terme d’erreur suit une distribution normale par

<sup>7</sup> Une variable aléatoire  $X$  suit une distribution logistique si sa fonction de répartition  $F$  est définie par :

$$F(x) = P(X \leq x) = \frac{e^x}{1+e^x}$$

hypothèse et les modèles Tobit qui reposent sur l'hypothèse d'une distribution normale tronquée<sup>8</sup> du terme d'erreur.

Les modèles de régression classiques reposent sur l'hypothèse forte d'indépendance des observations. Le Gallo (2002) souligne cependant que lorsque les observations sont recensées dans différentes zones géographiques, cette hypothèse n'est pas toujours vérifiée. En effet, les observations peuvent s'influencer les unes les autres de par leurs proximités géographiques, créant ainsi une dépendance spatiale de ces dernières. Ignorer cette dépendance spatiale des observations lorsqu'elle existe peut conduire à des estimations biaisées des coefficients, à une surestimation de la précision des estimateurs et à une mauvaise interprétation des tests d'hypothèses. Cette éventualité de dépendance spatiale des décisions publiques d'allocation des écoles primaires dans la région sera prise en compte par le biais de l'estimation d'un modèle spatial. Les régressions spatiales nécessitant la définition de la structure de voisinage, nous commençons par définir cette structure de voisinage.

### **2.2.1. Notion de voisinage et définition de la structure de voisinage.**

La définition du voisinage est indispensable pour mesurer la force des relations spatiales entre objets, c'est-à-dire la façon dont les voisins s'influencent les uns les autres. Elle permet entre autres de calculer les indices d'autocorrélation spatiale, d'implémenter les techniques d'économétrie spatiale ou d'étudier la configuration des points. Après avoir présenté la notion de voisinage, nous définirons la structure de voisinage.

- **Notion de voisinage**

En statistique spatiale, il existe trois principaux types de données : les données ponctuelles, les données continues et les données surfaciques. Les données ponctuelles sont des données pour lesquelles le processus générateur des données génère les coordonnées géographiques associées à l'apparition d'une observation. Ici on n'étudie pas la valeur associée à l'observation ; seule sa localisation compte. Comme données ponctuelles, nous pouvons citer la localisation géographique des écoles, des hôpitaux, des gares routières... Les données continues sont celles pour lesquelles il existe une valeur pour la variable d'intérêt en tout point du territoire. Il s'agit par exemple de la composition chimique du sol. En ce qui concerne les données surfaciques, la localisation des objets est considérée comme fixe, mais les valeurs associées sont générées suivant un processus aléatoire. Le taux de scolarisation sur un territoire donné est un exemple de données surfaciques.

Le type des données est important dans ce sens que la structure de voisinage en dépend. En présence de données ponctuelles, la définition du voisinage s'appuyant sur la distance<sup>9</sup> est la plus adaptée. Par contre, lorsque les données sont continues ou surfaciques, la définition du voisinage doit s'appuyer sur la contiguïté. Nos données

---

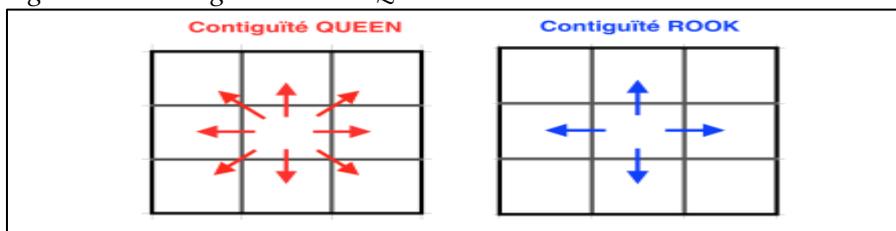
<sup>8</sup> Version de distribution normale dans laquelle les valeurs en dehors d'un certain intervalle sont supprimées.

<sup>9</sup> Cette distance peut être soit basée sur la géométrie, soit sur les plus proches voisins (KNN).

étant surfaciques, nous définissons le voisinage de nos objets (ici les arrondissements) à l'aide de la contiguïté.

On distingue deux types de structure de voisinage s'appuyant sur la contiguïté : le voisinage au sens de Rook et le voisinage au sens de Queen. Au sens de Rook, les voisins possèdent au moins un segment de frontière commune. Au sens de Queen, deux zones géographiques sont considérées comme voisines si elles partagent un point de frontière commune. Quand les polygones ont une forme et une surface irrégulières, la différence entre ces deux structures de voisinage est difficile à appréhender. Toutefois pour la présente étude, nous utilisons le voisinage au sens de ROOK. La figure 2 donne un aperçu de ces deux types de voisinage.

Figure 1: Voisinage au sens de QUEEN et de ROOK.



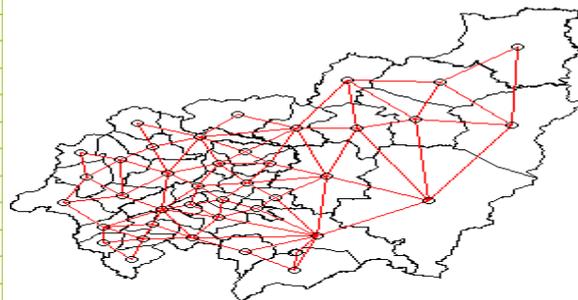
Source : INSEE, Manuel d'analyse spatiale, page 42.

- **Définition de la structure de voisinage**

Après avoir défini la notion de voisinage, nous définissons la structure de voisinage sur laquelle repose notre analyse. Comme précisé dans la sous-section précédente, nous utilisons le voisinage au sens de ROOK. La figure 3 donne les statistiques après l'implémentation de cette structure sur nos données et le graphe de connectivité. D'après ces statistiques, le nombre moyen de voisins est de 4,6 et le nombre maximal de voisins est de 9. En outre, 20 arrondissements sur 40 ont moins de 5 voisins. Le graphe de connectivité montre les connexions entre les centroïdes<sup>10</sup> des arrondissements voisins. La carte de connectivité permet de visualiser de manière interactive le voisinage de chacun des arrondissements.

Figure 2 : Statistiques descriptives sur la structure de voisinage et graphe de connectivité

Propriété	Valeur
type	rook
symétrie	symmetric
fichier	BASEPHILrook.gal
variable d'ID	ID
ordre	1
# observations	40
voisins min	2
voisins max	9
moyenne voisins	4,60
médiane voisins	4,50
% non nul	11,50%



Source : L'auteur à l'aide du logiciel Geod

<sup>10</sup> Centre de gravité d'une distribution de points dans un espace géographique. Il s'agit d'un point qui équilibre la distribution des points en termes de masse et de densité. Son calcul est généralement utilisé pour déterminer le point moyen d'une région géographique comme le centre d'une ville ou d'un territoire.

### 2.2.2. Spécification du modèle

Comme nous l'avons souligné précédemment, il existe trois principaux types de modélisation lorsque la variable réponse est binaire, à savoir les modèles Logit, Probit et Tobit. Ces modèles sont également ceux utilisés pour des études spatiales avec des variables dépendantes binaires. Etant donné que nos données ne sont pas censurées, le modèle Tobit spatial ne peut être utilisé dans le cas cette investigation. En outre, Anselin et Rey (2014) ont établi que les modèles Probit spatiaux fournissent de meilleurs ajustements que les modèles Logit spatiaux lorsque les interactions spatiales sont prises en compte dans l'étude. Les modèles Probit spatiaux sont aussi moins sensibles en présence de données déséquilibrées et de valeurs aberrantes par rapport aux les modèles Logit spatiaux. Sur la base des remarques de Anselin et Rey (2014), nous utilisons un modèle Probit spatial pour déterminer les facteurs qui influencent les décisions publiques d'allocation des écoles primaires dans la région.

- **Présentation du modèle et méthode d'estimation**

Deux types de modèles Probit spatiaux sont couramment utilisés dans la littérature. Il s'agit du Probit SAR et du modèle Probit SEM. Les modèles Probit SAR sont utilisés lorsque la variable dépendante présente une autocorrélation spatiale<sup>11</sup> et qu'il existe une rétroaction entre les observations, où la valeur de la variable dépendante pour une observation peut influencer la valeur de la variable dépendante pour les observations voisines. Les modèles Probit SEM quant à eux sont utilisés lorsque l'autocorrélation spatiale est présente dans les erreurs du modèle et lorsqu'il n'y a pas de rétroaction directe entre les observations. Etant donné que le budget alloué aux questions d'éducation primaire dans la région est unique car provenant de l'Etat, il vient que les décisions publiques d'allocation des écoles primaires dans un arrondissement donné influenceront ces décisions dans au moins un autre arrondissement. Fort de cela, le modèle Probit SAR est le plus approprié car la valeur de la variable dépendante dans un arrondissement donné influence la valeur de cette variable dans un autre arrondissement. La forme structurelle d'un Probit SAR est donc définie par :

$$y^* = X\beta + \rho W y^* + \varepsilon \text{ avec } y = \mathbb{1}[y^* > 0] \quad (1)$$

où  $y$  est la variable binaire dépendante,  $y^*$  la variable latente continue inobservable associée à  $y$  telle que  $y = 1$  si  $y^* > 0$  et  $y = 0$  sinon.  $X$  est une matrice de taille  $n \times k$  de co-variables avec  $k$  le nombre de variables explicatives et  $n$  le nombre d'observations ;  $W$  est la matrice des poids issue de la structure de voisinage,  $\beta$  la matrice des coefficients à estimer,  $\rho$  le coefficient autorégressif spatial traduisant la dépendance spatiale de la variable  $y$ ,  $\varepsilon \sim N(0, I_n)$  où  $I_n$  est la matrice identité d'ordre  $n$  et  $\mathbb{1}(\cdot)$  la fonction indicatrice.

Plusieurs méthodes d'estimation peuvent être utilisées pour estimer un modèle Probit SAR. Les principales utilisées dans la littérature sont la méthode du maximum

---

<sup>11</sup> Dépendance spatiale d'une variable avec elle-même du fait de la localisation géographique des observations.

de vraisemblance, la méthode des moments généralisés (GMM) et l'estimation bayésienne. L'estimation avec les méthodes GMM et le maximum de vraisemblance est appropriée pour les échantillons possédant un grand nombre d'observations (Franzese et al., 2013). Par contre en présence des échantillons de petite taille, l'estimation bayésienne est appropriée car elle permet d'incorporer des connaissances à priori dans le processus d'estimation. En effet, en présence d'échantillons de petite taille, les estimations basées uniquement sur les données peuvent être instables ou biaisées en raison de la variabilité des données. En incorporant des informations préalables ou des hypothèses sur les paramètres à estimer, la méthode bayésienne permet de stabiliser les estimations et de réduire le risque de biais (Gelman et al., 2013 ; Kruscke, 2014 ; McElreath, 2020). Etant donné le nombre d'observations de l'étude (40), nous utilisons l'approche bayésienne pour estimer les paramètres.

L'idée de l'estimation bayésienne est de calculer les distributions à posteriori<sup>12</sup>  $p(y^*, \beta, \rho | y)$  des paramètres du modèle (1) en combinant les distributions à priori<sup>13</sup>  $p(y^*)$ ,  $p(\beta)$  et  $p(\rho)$  de ces paramètres et la vraisemblance des données. Le calcul de ces distributions à posteriori  $p(y^*, \beta, \rho | y)$  des paramètres du modèle (1) peut se faire à l'aide du schéma de simulation d'échantillons *Markov Chain Monte Carlo and Gibbs* (MCMC) où l'échantillonnage se fait suivant les trois densités de probabilité conditionnelle  $p(y^* | \beta, \rho, y)$ ,  $p(\beta | y^*, \rho, y)$  et  $p(\rho | y^*, \beta, y)$ .

Étant donné les valeurs observées de  $y$  et des paramètres  $\beta$  et  $\rho$ , la distribution conditionnelle  $p(y^* | \beta, \rho, y)$  peut s'obtenir en tronquant la distribution normale multivariée de moyenne  $(I_n - \rho W)^{-1} X \beta$  et de matrice des variances-covariances  $[(I_n - \rho W)^T (I_n - \rho W)]^{-1}$ . On a donc :

$$p(y^* | \beta, \rho, y) \sim N((I_n - \rho W)^{-1} X \beta, [(I_n - \rho W)^T (I_n - \rho W)]^{-1})$$

En supposant une distribution à priori multi normale  $\beta \sim N(c, T)$ , la distribution conditionnelle  $p(\beta | y^*, \rho, y)$  peut être approximée par la loi normale multivariée  $N(c^*, T^*)$ , où

$$\begin{aligned} c^* &= (X^T X + T^{-1})^{-1} (X^T S y^* + T^{-1} c) \\ T^* &= (X^T X + T^{-1})^{-1} \\ S &= I_n - \rho W \end{aligned}$$

Enfin la densité conditionnelle  $p(\rho | y^*, \beta, y)$  peut-être approximée par la densité de probabilité multi-normale  $g = |S| \exp [-\frac{1}{2} ((S y^* - X \beta)^T (S y^* - X \beta))]$ .

Les estimations des paramètres du modèle s'obtiennent en calculant les moyennes des distributions à postérieures estimées pour ces paramètres. En plus de ces

---

<sup>12</sup> La distribution à posteriori est la distribution de probabilité des paramètres mise à jour après avoir observé les données. Elle combine l'information provenant des données avec l'information initiale contenue dans la distribution à priori pour fournir des estimations plus précises des paramètres du modèle.

<sup>13</sup> La distribution à priori fait référence à la distribution de probabilité initiale attribuée aux paramètres du modèles avant d'observer les données. Cette distribution reflète les connaissances ou croyances préalables sur les valeurs possibles des paramètres.

estimations ponctuelles, des intervalles de crédibilité (intervalles de confiance) peuvent être calculés.

- **Effets marginaux**

Comme dans le cas des modèles Probit classiques, seuls les signes des coefficients estimés sont interprétables. Les effets marginaux des variables explicatives sur la probabilité d'occurrence de l'évènement d'intérêt ( $P(y = 1)$ ) s'obtiennent en calculant la dérivée partielle de la fonction de répartition normale par rapport à chaque variable explicative. En outre, la présence du terme autorégressif spatial  $\rho$  dans les modèles SAR modifie la structure de l'incidence marginale sur la probabilité d'occurrence de l'évènement d'intérêt. En effet, la modification d'une variable  $X_i$  dans l'arrondissement  $i$  a à la fois un effet (direct) sur la probabilité d'occurrence de l'évènement d'intérêt dans la zone géographique  $i$  et un effet (indirect) sur toutes les autres zones du fait des interactions spatiales de la variable à expliquer entre zones géographiques.

Considérons le modèle (1) défini précédemment. Ce modèle peut se réécrire de la manière suivante :

$$\begin{aligned} y^* &= (I_n - \rho W)^{-1} (X\beta + \varepsilon) \\ y^* &= (I_n - \rho W)^{-1} X\beta + (I_n - \rho W)^{-1} \varepsilon \\ y^* &= S^{-1} X\beta + u \text{ avec } S = I_n - \rho W \text{ et } u = S^{-1} \varepsilon \end{aligned}$$

L'espérance mathématique de la variable dépendante observée pour  $i = 1, 2, \dots, n$  est :

$$\begin{aligned} E(y_i) &= P(y_i = 1) \\ &= P(\{u\}_i > S^{-1} X\beta) \\ &= F(\{\sum_u\}_{ii}^{-1/2} \{S^{-1} X\beta\}) \\ &= F(a_i) \end{aligned}$$

où  $\sum_u$  est la matrice des variances covariances du terme d'erreur  $u = S^{-1} \varepsilon$ ,  $\{.\}_{ii}$  le  $i$ -ème élément de la diagonale de la matrice entre parenthèses et  $F(.)$  la fonction de répartition d'une loi normale standard.

En supposant que  $a_i$  est le  $i$ -ème élément de la matrice colonne  $a$  de taille  $n \times 1$

$$a = D_\rho^{-1} S_\rho^{-1} X\beta$$

où  $D_\rho$  est une matrice diagonale de taille  $n \times n$  avec les éléments de la diagonale qui représentent la racine carrée des éléments de la diagonale de la matrice des variances covariances  $\sum_u$  du terme d'erreur  $u$ , on obtient la forme matricielle suivante :

$$E(y) = F(D_\rho^{-1} S_\rho^{-1} X\beta) = F(a) \quad (2)$$

En posant  $X_r = (x_{1r}, x_{2r}, \dots, x_{nr})^T$  le vecteur des observations de la  $r$ -ème variable explicative avec  $r = 1, 2, \dots, k$ , l'effet marginal de cette variable lorsqu'elle change dans toutes les unités spatiales est donnée par :

$$\begin{aligned}
\frac{\partial E(y)}{\partial X_r^T} &= \left( \frac{\partial E(y)}{\partial x_{1r}} \quad \frac{\partial E(y)}{\partial x_{2r}} \quad \dots \quad \frac{\partial E(y)}{\partial x_{nr}} \right) \\
&= \begin{pmatrix} \frac{\partial E(y_1)}{\partial x_{1r}} & \frac{\partial E(y_1)}{\partial x_{2r}} & \dots & \frac{\partial E(y_1)}{\partial x_{n-1r}} & \frac{\partial E(y_1)}{\partial x_{nr}} \\ \frac{\partial E(y_2)}{\partial x_{1r}} & \frac{\partial E(y_2)}{\partial x_{2r}} & \dots & \frac{\partial E(y_2)}{\partial x_{n-1r}} & \frac{\partial E(y_2)}{\partial x_{nr}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial E(y_n)}{\partial x_{1r}} & \frac{\partial E(y_n)}{\partial x_{2r}} & \dots & \frac{\partial E(y_n)}{\partial x_{n-1r}} & \frac{\partial E(y_n)}{\partial x_{nr}} \end{pmatrix} \\
&= \text{diag}(f(a))D_\rho^{-1}S_\rho^{-1}(I_n\beta_r) \\
&= C_r(\theta)
\end{aligned}$$

où  $f(.) = F'(.)$  est la densité de probabilité d'une loi normale standard,  $\text{diag}(f(a))$  un opérateur qui génère une matrice diagonale de taille  $n \times n$  avec les éléments donnés par la matrice colonne  $f(a)$  de taille  $n \times n$  et  $\theta = (\beta^T, \rho)^T$  le  $(k + 1) \times 1$  vecteur des paramètres du modèle.

Chaque élément de la diagonale de la matrice  $C_r(\theta)$  représente un effet marginal direct. L'élément  $C_{r,ii}(\theta)$  désigne par exemple l'effet marginal sur la probabilité d'occurrence de l'évènement d'intérêt  $P(y = 1)$  dans la zone géographique  $i$  d'une variation de la variable  $x_r$  dans la même zone. Les éléments en dehors de la diagonale représentent des effets indirects. L'élément  $C_{r,ij}(\theta)$  représente l'effet marginal sur la probabilité  $P(y = 1)$  dans la zone géographique  $j$  d'une variation de la variable  $x_r$  dans la zone  $i$ . Etant donné que la variation de chaque variable explicative dans chaque zone géographique implique  $n^2$  potentiels effets marginaux, LeSage et Pace (2009) proposent les mesures ci-dessous pour calculer l'effet total moyen (ETM), l'effet direct moyen (EDM) et l'effet indirect moyen (EIM) de la variable  $X_r$

$$ETM_r = n^{-1}\iota_n^T C_r \iota_n, EDM_r = n^{-1}tr(C_r) \text{ et } EIM_r = ETM_r - EDM_r$$

où  $\iota_n$  est une matrice colonne de taille  $n \times 1$  composée uniquement de 1 et  $tr(.)$  désigne la trace de la matrice entre parenthèses. L'estimation des effets marginaux (effet moyen total, direct et indirect) à postériori de chacune des variables s'obtient en calculant les moyennes des effets correspondants résultant des itérations MCMC.

### 3. Résultats et discussion

#### 3.1. Analyse descriptive

En 2022, l'on avait en moyenne 242 personnes au  $\text{km}^2$  dans les arrondissements de la région de l'Ouest. Avec respectivement 2719,7 et 17,6 habitants au  $\text{km}^2$ , les arrondissements de Bafoussam 1 dans la MIFI et de Massangam dans le NOUN étaient respectivement les plus et moins densément peuplés. En outre, nous observons que durant l'année scolaire 2020-2021, au moins un arrondissement possédait seulement neuf écoles primaires publiques et qu'au moins un arrondissement avait 146 écoles. Le

taux d'exécution moyen du BIP alloué à l'éducation de base durant l'exercice 2021 était de 92,6% quand les taux moyens de pauvreté et d'alphabétisation de la population de 15 ans ou plus étaient respectivement de 22,3% et 90%, indiquant une population fortement alphabétisée et globalement pauvre. Notons également que 17 des 40 arrondissements ont été dotés d'au moins une école supplémentaire entre les années scolaires 2020-2021 et 2021-2022 et que 31 des 40 arrondissements avaient le RDPC comme parti politique dominant.

Tableau 2 : Statistiques descriptives

Variable	Nomb d'obs.	Moy.	Médiane	Ecart type	Min	Max
dens	40	241,07	116,03	439,4	17,6	2719,7
eco_ant	40	56,9	50,5	31,5	9	146
tx_exe	40	92,6	84,3	20,2	17,5	100
tx_pau	40	22,3	21,7	6,8	12,0	37,9
tx_alpha	40	90,0	92,8	7,2	66,8	97,3

Source : l'auteur

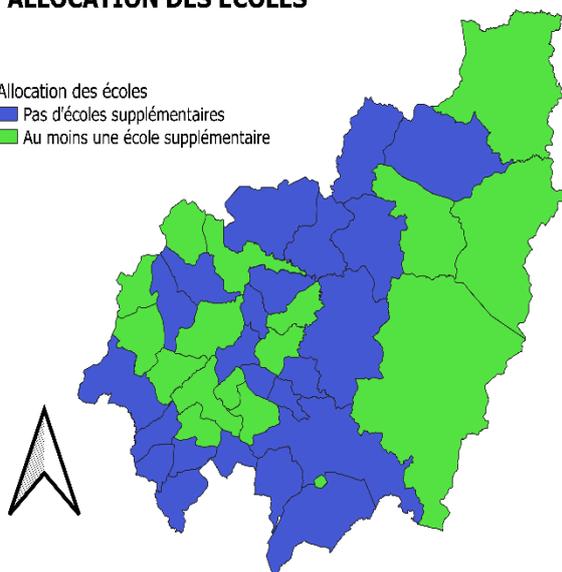
- **Allocation des écoles primaires publiques et demande en éducation**

La carte 1 ne montre pas une corrélation claire entre la demande en éducation et l'allocation des écoles primaires publiques. En effet, on observe que les arrondissements de Malantouen, Massagam, Njimom et Foumban ont été dotés d'au moins une école supplémentaire entre 2021 et 2022 bien qu'ayant une densité de population faible. Par contre les arrondissements densément peuplés comme Bangangté ne se sont pas vus allouer d'écoles primaires publiques supplémentaires.

Carte 1 : Allocation des écoles et demande en éducation

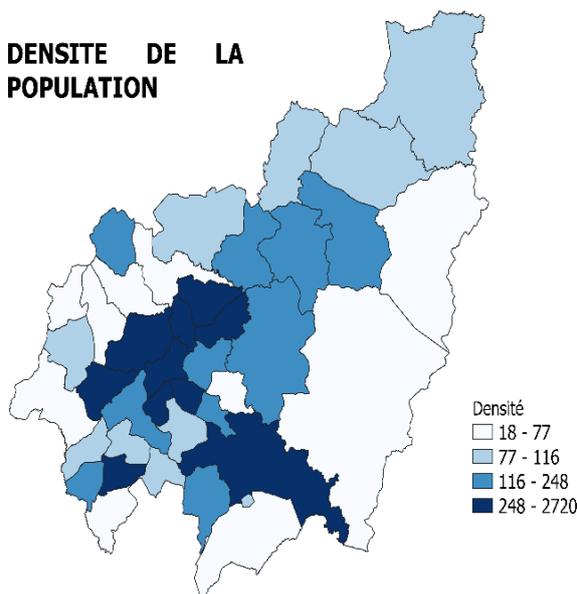
**ALLOCATION DES ECOLES**

Allocation des écoles  
 ■ Pas d'écoles supplémentaires  
 ■ Au moins une école supplémentaire



**DENSITE DE LA POPULATION**

Densité  
 □ 18 - 77  
 □ 77 - 116  
 □ 116 - 248  
 □ 248 - 2720

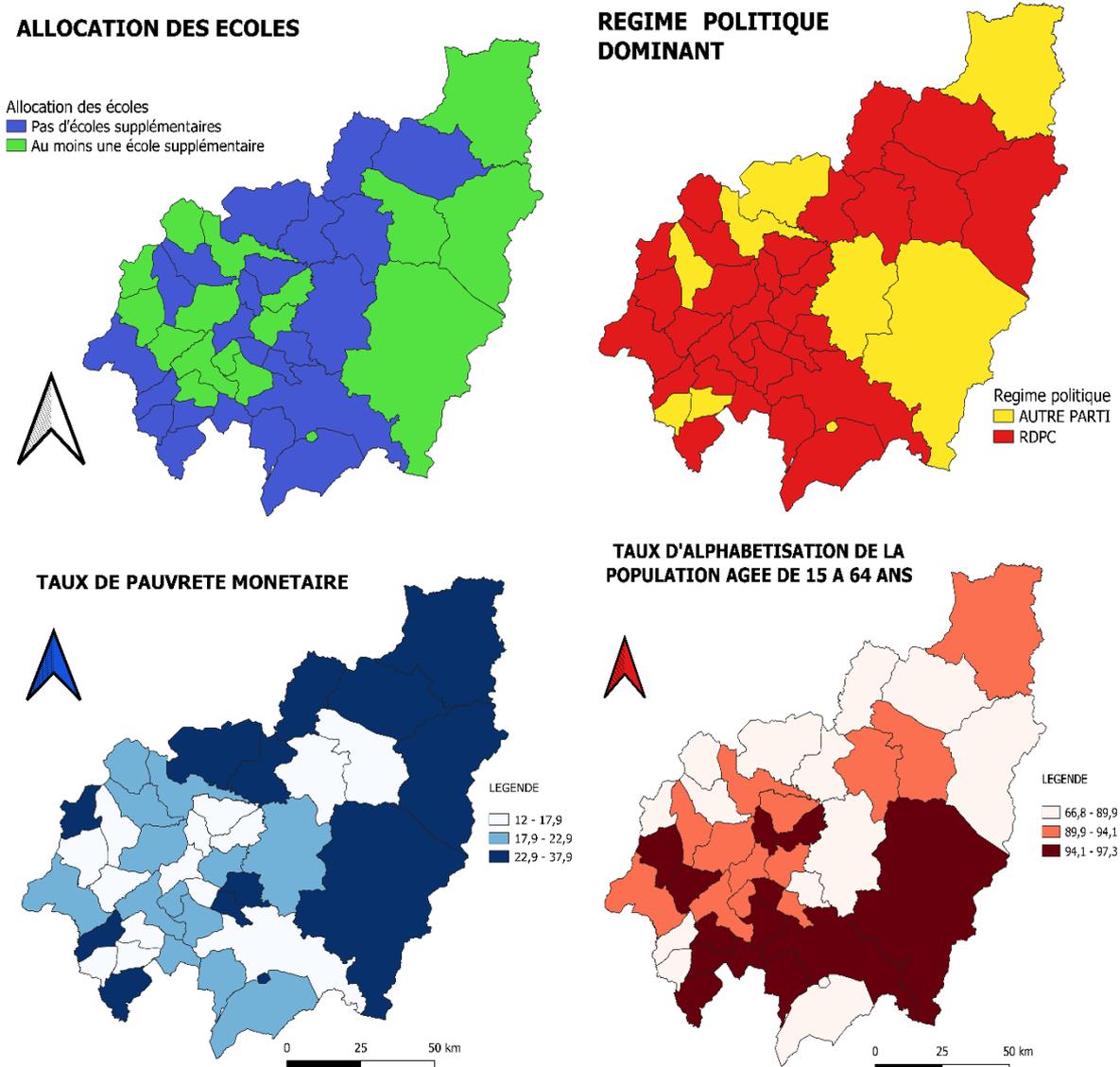


Source : L'auteur à l'aide du logiciel Qgis

- **Allocation des écoles primaires publiques, facteurs politiques et socio-économiques.**

La carte 2 met en évidence une liaison positive plus ou moins claire entre l'allocation des écoles primaires publiques et le taux de pauvreté monétaire. On observe en effet que les arrondissements ayant reçu au moins une école primaire publique supplémentaire entre 2021 et 2022 sont généralement ceux dans lesquels un fort taux de pauvreté monétaire est observé. Une relation positive semble également émerger entre le taux d'alphabétisation de la population de 15 à 64 ans et l'allocation des ressources éducatives. Par contre l'allocation des écoles primaires publiques ne semble pas dépendre du régime politique dominant dans l'arrondissement. L'on peut en effet observer que les arrondissements ayant reçu des écoles supplémentaires ont soit le RDPC, soit un autre parti comme parti politique dominant.

Carte 2 : Allocation des écoles et facteurs politiques et socio-économiques.



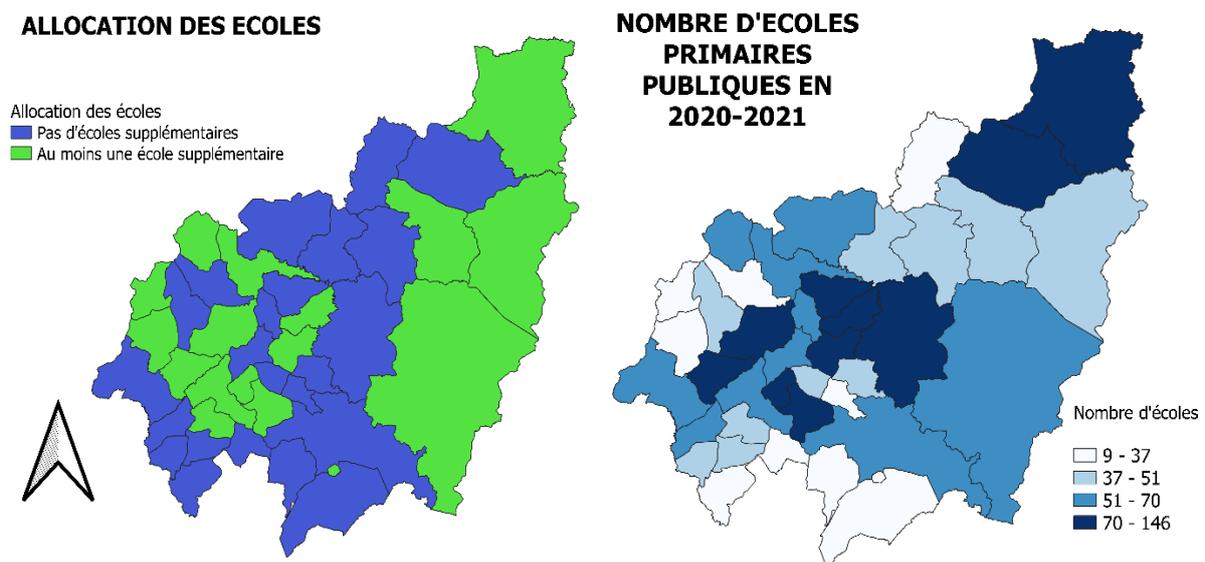
Source : L'auteur à l'aide du logiciel Qgis

- **Allocation des écoles primaires publiques et disponibilité des ressources éducatives matérielles.**

Nous nous attardons ici sur l'analyse cartographique de la corrélation entre l'allocation des écoles primaires publiques et le nombre d'écoles publiques de l'année antérieure (2020-2021) pour visualiser la relation entre disponibilité des ressources et allocation des écoles primaires publiques.

La carte 3 met en évidence une apparente corrélation négative entre le nombre d'écoles de l'année scolaire 2020-2021. On observe en effet que les arrondissements avec une forte concentration des écoles en 2020-2021 ne se sont pas globalement pas vus attribuer des écoles primaires supplémentaires en 2021-2022 contrairement à ceux ayant une faible concentration des écoles en 2020-2021 qui en majorité été dotés de davantage d'écoles primaires publiques en 2021-2022.

Carte 1 : Allocation des écoles et disponibilité des ressources humaines et matérielles



Source : L'auteur à l'aide du logiciel Qgi

L'analyse exploratoire ci-dessus a permis d'avoir une idée sur les facteurs susceptibles d'influencer les politiques publiques d'allocation des écoles primaires dans la région. Elle a mis en évidence une influence apparente des ressources matérielles et de la pauvreté monétaire sur les décisions d'allocation spatiale des écoles primaires publiques.

### 3.2. Résultats estimation

Les résultats de l'estimation du modèle, faite en effectuant 1000 simulations sont consignés dans le tableau 5. Ces résultats montrent que le coefficient autorégressif spatial est négatif ( $\rho = -0,4759$ ) et significatif au seuil de 10% : l'allocation des écoles primaires publiques dans un arrondissement donné, influence celle dans les arrondissements qui lui sont voisins. Plus précisément cela signifie que l'allocation d'au moins une école dans un arrondissement donné réduit la probabilité de ses voisins de se voir allouer des écoles supplémentaires, de 47,59%.

Tableau 4: Résultats estimation du modèle

<i>alloc</i>	<i>Coefficient</i>	<i>Standard error.</i>	<i>t-stat</i>	<i>p-value</i>
<i>dens</i>	0,0006294	0,0008040	0,783	0,4383
<i>eco_ant</i>	0,0127889	0,0075681	1,690	0,0988*
<i>aff_po</i>	0,2260309	0,0719082	3,143	0,0008***
<i>tx_exe_ant</i>	0,0131014	0,0121173	1,081	0,2861
<i>tx_alpha</i>	-0,0043768	0,0557402	-0,079	0,9378
<i>tx_pau</i>	0,0364837	0,0199566	1,824	0,0965*
<i>Intercept</i>	-2,4734962	6,0714564	-0,407	0,6859
<b><i>Spatial autoregressive</i></b>				
<i>ρ</i>		-0,4759700		
<i>t- test value</i>		-2,266		
<i>p_value</i>		0,0116**		
<b><i>Posterior Confusion Matrix characteristics</i></b>				
<i>Accuracy</i>		0,800		
<i>Sensitivity</i>		0,705		
<i>Specificity</i>		0,8260		
	*** sig à 1%	** sig à 5%		* sig à 10%

Source : L'auteur à l'aide du logiciel R

Comme on peut également le voir dans le tableau 5 et la figure des sorties des résultats en annexe (figure 9), sur les 17 arrondissements qui se sont effectivement vus allouer au moins une école entre 2021 et 2022 (*alloc=1*), le modèle prédit correctement 12 arrondissements, ce qui représente une sensibilité<sup>14</sup> de 70,6%. En outre, le modèle parvient à correctement classer 19 des 23 arrondissements n'ayant pas été dotés d'écoles primaires publiques supplémentaires entre 2021 et 2022, ce qui représente une spécificité<sup>15</sup> de 82,6%. Enfin le modèle a une précision<sup>16</sup> de 80%, ce qui signifie qu'il classe correctement 80% des observations. Ces mesures montrent que le modèle a une performance globalement bonne pour identifier les facteurs qui influencent les politiques d'allocation spatiale des écoles primaires publiques dans un arrondissement donné.

Sur la base des résultats du tableau 5, les facteurs qui influencent significativement les décisions publiques d'allocation des écoles primaires publiques dans un arrondissement donné sont l'affiliation politique, le nombre d'écoles primaires publiques dans cet arrondissement en 2021 et l'incidence de la pauvreté monétaire. En effet, les probabilités critiques associées aux coefficients de ces variables sont inférieures à 10%. Les signes des coefficients de chacune de ces variables donnent la nature de leurs liens avec l'allocation des écoles. Avec des signes positifs, l'affiliation

<sup>14</sup> La sensibilité d'un modèle de classification mesure sa capacité à détecter les vrais positifs, c'est-à-dire les individus qui ont réellement le caractère ou la condition étudiée. Elle correspond au nombre de vrais positifs détectés par le modèle divisé par le nombre total d'individus qui ont réellement le caractère.

<sup>15</sup> La spécificité d'un modèle de classification mesure sa capacité à éviter les faux positifs, c'est-à-dire les individus qui sont identifiés comme ayant le caractère étudié alors qu'ils ne l'ont pas en réalité. Elle correspond au nombre de vrais négatifs détectés par le modèle divisé par le nombre total d'individus n'ayant pas le caractère étudié.

<sup>16</sup> La précision d'un modèle de classification mesure sa capacité à prédire correctement les résultats. Elle s'obtient en faisant le ratio des prédictions correctes sur le nombre total d'observations.

politique, le nombre d'écoles primaires publiques en 2021 et l'incidence de la pauvreté monétaire agissent positivement sur la probabilité d'allocation des écoles primaires publiques. Par contre, la densité de la population, le taux d'exécution du BIP de l'exercice 2021 et le taux d'alphabétisation de la population ayant 15 ans ou plus n'influent pas significativement sur les décisions publiques d'allocation des écoles primaires.

L'estimation des effets marginaux à postériori montrent que la densité de la population, le taux d'exécution du BIP de l'exercice antérieur et le taux d'alphabétisation n'ont pas d'effets sur la probabilité d'allocation des écoles, que ces effets soient directs, indirects ou totaux. En effet, les intervalles de confiance à postériori des effets directs, indirects et totaux de ces variables contiennent tous la valeur 0, montrant que ces effets ne sont pas significatifs.

Par contre, l'affiliation politique a un effet direct et un effet total significatifs. En effet, le passage du régime dominant d'un autre parti politique au RDPC à la tête d'un arrondissement donné augmente la probabilité de cet arrondissement de se voir allouer des écoles primaires publiques supplémentaires d'environ 0,19% (effet direct) et celle de tous les autres arrondissements de 0,10% (effet total). Le nombre d'écoles primaires publiques de l'année antérieure a également des effets direct et total significatifs. L'augmentation du nombre d'écoles primaires publiques d'une unité dans un arrondissement donné l'année antérieure, augmente les chances de cet arrondissement de se voir allouer au moins une école primaire publique l'année suivante de 0,004% (effet direct) et celles de tous les autres arrondissements de 0,003% (effet total). Enfin, si le taux de pauvreté monétaire dans un arrondissement donné augmente de 1%, les chances de cet arrondissement de se voir doter d'autres écoles primaires publiques augmentent de 0,02% (effet direct) et celles de tous les autres arrondissements de 0,015% (effet total). Notons par ailleurs qu'aucune des variables n'a d'effet indirect significatif.

Tableau 1: Résultats estimation des effets marginaux

	<i>Direct effects</i>		
	<i>Lower</i>	<i>Posterior mean</i>	<i>Upper</i>
<i>dens</i>	-0,00015	0,00019	0,00064
<i>eco_ant</i>	0,00013	0,0038	0,0070
<i>aff_po</i>	0,10532	0,18959	0,33612
<i>tx_exe_ant</i>	-001625	0,00395	0,00998
<i>tx_alpha</i>	-0,02870	-0,00108	0,02729
<i>tx_pau</i>	0,01829	0,021130	0,04015
	<i>Indirect effects</i>		
	<i>Lower</i>	<i>Posterior mean</i>	<i>Upper</i>
<i>dens</i>	-00021	$-2,9 \times 10^{-4}$	$9,8 \times 10^{-4}$
<i>eco_ant</i>	-00025	$-4 \times 10^{-3}$	$1,6 \times 10^{-3}$
<i>aff_po</i>	-0,0768	$1,09 \times 10^{-2}$	$1,05 \times 10^{-1}$
<i>tx_exe_ant</i>	-00027	$-3,15 \times 10^{-3}$	$2,25 \times 10^{-3}$
<i>tx_alpha</i>	-0,0099	$-6,8 \times 10^{-3}$	$7,61 \times 10^{-3}$
<i>tx_pau</i>	-0,0126	$-1,57 \times 10^{-3}$	$7,65 \times 10^{-3}$

	<i>Total effects</i>		
	<i>Lower</i>	<i>Posterior mean</i>	<i>Upper</i>
<i>dens</i>	-0,00014	0,000162	0,000523
<i>eco_ant</i>	0,00015	0,003451	0,00694
<i>aff_po</i>	0,09189	0,10862	0,28330
<i>tx_exe_ant</i>	-0,00154	0,00363	0,01031
<i>tx_alpha</i>	-0,02931	-0,001772	0,02336
<i>tx_pau</i>	0,01792	0,015560	0,036378

Source : L'auteur à l'aide du logiciel R

### 3.3. Discussion

Les résultats ci-dessus ont révélé que les décisions publiques d'allocation spatiale des écoles primaires dans la région sont fortement influencées par les facteurs politiques. En effet, les arrondissements ayant le RDPC comme parti politique dominant ont plus de chances de se voir doter de davantage d'écoles que ceux ayant un autre parti politique comme parti dominant. Ceci est en accord avec les travaux de Nkoum et al. (2017) qui ont montré que l'allocation des ressources éducatives au primaire au Cameroun est fortement influencée par les facteurs politiques. Nos résultats vont également dans le même sens que ceux de Tchouassi et al. (2019) qui ont mis en évidence l'impact des facteurs politiques sur les décisions d'allocation des ressources éducatives au primaire au Cameroun. Les auteurs ont en effet montré que les régions favorables au parti politique au pouvoir ont tendance à recevoir plus de ressources éducatives que celles opposées politiquement. Les facteurs politiques constituent donc un facteur important dans les décisions d'allocation des ressources éducatives, ce qui peut être la cause d'une répartition spatiale inéquitable de ces ressources et des disparités d'accès à l'éducation.

Les résultats ont en outre révélé que les ressources éducatives matérielles existantes, en occurrence le nombre d'écoles primaires publiques existantes influencent positivement l'allocation publique de ces écoles. Des résultats similaires ont été trouvés par Nkengne et al. (2019) qui ont révélé que les zones avec un plus grand nombre d'écoles primaires publiques ont tendance à recevoir plus de ressources financières de la part du gouvernement pour la construction de nouvelles écoles ou l'amélioration des infrastructures existantes. Les auteurs ont également souligné que de telles politiques d'allocation (basées sur la disponibilité des ressources matérielles) peuvent avoir un impact sur l'accès à l'éducation primaire dans certaines régions du pays. Tchouassi et al. (2019) ont également trouvé une relation similaire entre allocation des écoles primaires publiques et ressources matérielles éducatives existantes. Ils suggèrent de ce fait de prendre en compte cette variable dans la planification et l'allocation des ressources éducatives pour une répartition plus équitable et plus efficaces des ressources éducatives.

En ce qui concerne l'incidence de la pauvreté monétaire, les résultats révèlent une corrélation positive entre cette variable et l'allocation des ressources éducatives : les arrondissements ayant un niveau de pauvreté élevé ont tendance à recevoir plus d'écoles que ceux ayant un faible niveau de pauvreté. Ce résultat est contraire à ceux

de Tchoupe et al. (2017) qui ont établi que les zones où le niveau de pauvreté est élevé ont tendance à recevoir moins de ressources éducatives matérielles et financières que celles ayant un faible niveau de pauvreté.

Les résultats ont également révélé que la demande en éducation n'a pas d'influence sur les décisions d'allocation spatiale des écoles primaires publiques. Cette observation rejoint celles déjà faites par Nkengne et al. (2017) et Tchakounté et al. (2019). Ces chercheurs ont constaté que les ressources éducatives au primaire sont allouées de manière uniforme, sans tenir compte de la demande en éducation. Ils ont également établi que l'allocation des ressources éducatives au primaire au Cameroun est fortement déterminée par les facteurs politiques plutôt que par la demande réelle en éducation exprimée. Cette allocation qui n'est pas basée sur la demande en éducation peut être à l'origine des disparités d'accès à l'éducation (Hanushek et Luque, 2003 ; Lavy et Schlosser, 2011) et avoir un impact négatif sur la qualité de l'enseignement (Tchouassi et al., 2019 ; Hanushek et Rivskin, 2006).

## **Conclusion**

Il a été question dans cette étude d'identifier les déterminants des décisions éducatives en matière d'offre publique en éducation primaire dans la région de l'Ouest Cameroun. En utilisant un modèle Probit spatial, les résultats révèlent d'une part la dépendance spatiale de ces décisions, et d'autre part qu'elles ne sont pas influencées par la demande en éducation, mais le sont par les facteurs politiques, l'incidence de la pauvreté monétaire et les ressources éducatives matérielles existantes (les écoles primaires publiques).

Ces résultats soulèvent la nécessité pour les pouvoirs de prendre en compte les critères d'équité tels que la demande effective en éducation (la population ou la population en âge de fréquenter) et les caractéristiques socio-économiques des populations de chaque arrondissement lors de la conception et la planification des politiques éducatives, ceci pour permettre un accès universel à une éducation de qualité tel que visé par la Stratégie Nationale de Développement 2020-2030. En effet, de telles politiques d'allocation (basées sur la disponibilité des ressources matérielles et sur des facteurs politiques) ont généralement une incidence négative sur l'accès et la qualité de l'éducation (Nkengne et al., 2019 ; Hanushek et Rivskin, 2006).

L'étude fait cependant face à des limites, en occurrence le non prise en compte des écoles privées dans l'étude. L'éducation étant à fois assurée par les acteurs publics et les acteurs privés (bien que le secteur public soit celui sur lequel repose majoritairement la charge d'éduquer les populations), la non prise en compte de l'offre privée est de nature à sous-estimer cette offre. La prise en compte de cette composante de l'offre en éducation pourrait faire l'objet de nouvelles investigations pour fournir des recommandations plus ciblées.

## Bibliographie

Anselin, L., Rey, S. J (2014) *Modern spatial econometrics in Practise: A guide to GeoDaTM, GeoDaSpace and PySAL*. Geoda Press LLC.

Angrist, J., & Lavy, V. (2009). *The effects of high-stakes testing on student outcomes: Evidence from Israel*. *Journal of Public Economics*, 93(7), 866-887.

Assah-Nkrumah, F., & Teke, D. (2014) *Factors influencing primary school completion in Cameroon: A multilevel analysis*. *Journal of Educational and Social Research*, 4(3), 233-244.

Awa, N. O., Mengang, J. M., & Asongu, S. A (2016). *Factors affecting primary school enrollment in Cameroon: A spatial econometrics analysis*. *Cameroon Journal of Economics and Management*. 22(2), 1-22

Baker, B. D., & Green, P. C. (2008). *Confronting the myth of the 'Texas miracle' in education: The impact of educational stratification on academic achievement for Mexican-origin students in Texas*. *Educational Evaluation and Policy Analysis*, 30(3), 255-280.

Ballou, D., & Podgursky, M. (1998). *Political Influence on the allocation of educational resources: Theory and evidence from the US Department of Education budget process*. *Economics of Education Review*, 17(4), 358-371.

Bifulco, R., & Ladd, H.F. (2006). *The impacts of charter schools on student achievement: Evidence from North Carolina*. *Education Finance and Policy*.

Card, D., & Krueger, A. B. (1992). *School quality and black-white relative earnings: A direct assessment*. *The Quarterly Journal of Economics*, 107(1), 151-200.

Cole, Russel G. & Gregg SYMS (1999). *Using spatial pattern analysis to distinguish causes of mortality: an example from kelp in north-eastern New Zealand*. *Journal of Ecology* 87.6, p. 963-972.

Colclough C., Rose P., Tembon M., Wang Q. (2010). *Gender Inequality in Education in Sub-Saharan Africa: A Meta-Analysis of the Empirical Evidence*. *World Development*, 38(6), 760-771.

Downes, T.A., & Schoeman, D.S. (2017). *The environmental context of schools and student achievement: A study of urban schools in Johannesburg*. *International Journal of Educational Development*.

Downes, T., & Páez, A. (2015). *Equity in spatial allocation of educational resources: Evidence from Chile*. *International Journal of Educational Development*.

Fokam, J., & Njikam Mouliom, A. (2020). *L'influence des ressources éducatives sur la performance scolaire des élèves du primaire au Cameroun : cas de la région de l'Ouest*. *Éducation Comparée et Développement*, 17(2), 121-136.

Fomunyam, K. G. (2015). *Political factors influencing resources allocation in schools: A case study of Cameroon*. *Journal of Educational Administration and Policy Studies*. 7(2), 20-27.

Franszese, J. L., & Cook, S. (2013) *Temporal and spatiotemporal autoregressive probit models of interdependent binary outcomes: Estimation and interpretation*. Prepared for the *Spatial Models of Politics in Europe & Beyond*, Texas A&M University.

Gelman, A., Carlin, J. B., Stern, H. S., Dunson, D. B., Vehtari, A. & Rubin, D. B. (2013) *Bayesian data analysis* (Vol. 2). CRC press.

- Hanushek, E.A. (2011). *The economic value of higher teacher quality*. *Economics of Education Review*, 30(3), 466-479.
- Hanushek, E.A., Kain, J.F., & Rivkin, S.G. (2003). *Teachers, schools, and academic achievement*. *Econometrica*, 73(2), 417-458.
- Hanushek, E.A., Kain, J.F., O'Brien, D.M., & Rivkin, S.G. (2007). *The market for teacher quality*. NBER Working Paper No. 11154.
- Hanushek, E. A., Kain, J. F., & Rivkin, S. G. (2009). *New evidence about Brown Board of Education: The complex effects of school racial composition on achievement*. *Journal of Labor Economics*, 27(3), 349-383.
- Hanushek, E. A., & Rivkin, S. G. (2006). *Teacher quality*. *Handbook of the Economics of Education*, 2, 1051-1078.
- Hanushek, E.A., & Rivkin, S.G. (2006). *School Quality and the Distribution of Teacher Quality: Evidence from the National Education Longitudinal Study of 1988*. *Journal of Human Resources*, 41(4), 857-887.
- Hanushek, E.A., & Rivkin, S.G. (2006). *School quality and the black-white achievement gap*. National Bureau of Economic Research.
- Hanushek, E. A., & Rivkin, S. G. (2010). *Generalizations about using value-added measures of teacher quality*. *American Economic Review*, 100(2), 267-271"
- Hanushek, E.A., & Woessmann, L. (2007). *The role of education quality in economic growth*. World Bank Policy Research Working Paper, (4122).
- Hanushek, E. A., & Woessmann, L. (2008). *The role of cognitive skills in economic development*.
- Hanushek, E. A., & Woessmann, L. (2012). *Do better schools lead to more growth? Cognitive skills, economic outcomes and causation*. *Journal of Economic Growth*, 17(4), 267-321.
- Holsinger, D. b., & Clune; W. C. (2009) *Inequality in Education: Comparative and International Perspectives*.
- Institut National de la Statistique et des Etudes Economiques (INSEE, 2018). *Manuel d'analyse spatiale : Theorie et mise en œuvre pratique avec R*.
- Krushke, J. K. (2014). *Doing Bayesian data analysis: A tutorial with R, JAGS and Stan*. Academic Press.
- Ladd, H. F. (2011). *Education and poverty: Confronting the evidence*. *Journal of Policy Analysis and Management*, 30(2), 418-427.
- Le Gallo, Julie (2002). *Econométrie spatiale : l'autocorrélation spatiale dans les modèles de régression linéaire*. *Economie & prévision* 4, p. 139-157.
- LeRoux, K., & Wright, B. E. (2010). *local political context and the allocation of federal funds: Competing logics of distributive politics and programmatic performance in education policy*. *Journal of Public Administration Research and Theory*, 20(2), 387-410.
- Lesage, J.P, & Pace,R.K. (2009), *Introduction to spatial Econometrics*. CRC Press
- Lubienski, C., & Lubienski, S. T. (2006). *Charter, private, public schools and academic achievement: new evidence from NAEP mathematics data*. *Journal of School Choice*, 1(1), 47-71.

Ministère de l'Éducation de base Cameroun (MINEDUB, 2022). *Résultats aux examens officiels 2022*.

Mourshed, M., Datnowski, M., & Savage, T. (2019). *How much is enough? How much is too much? The relationship between school resources and student outcomes*. McKinsey & Company.

McElreath, R. (2020). *Statistical Rethinking: A bayesian course with example in R and Stan*. CRC Press

National Association of School Nurses (2016). *Framework for 21st century school nursing practice*.

Nguefack-Tsague, G., Djomo Kamdem, J., & Nguimfack-Ndongmo, P. (2019). *Effet du ratio élève-enseignant sur la performance scolaire des élèves au Cameroun : cas des écoles primaires publiques de Yaoundé*. *Revue Africaine de Recherche en Education*, 4(2), 45-58.

Nkengne, J. F. (2017). *Impact of Socio-Economic Status on Academic Performance of Students in Cameroon: A Case Study of the University of Buea*.

Nkengne, J.F., Tchouakeu, L.M., & Njikeu, J.N. (2017). *Proximity to schools and academic achievement in the Western Region of Cameroon: A case study of Bafoussam II Subdivision*. *International Journal of Educational Development*, 53, 1-9.

Nkengne, P. M., & Nkengne, A. M. (2019). *Impact des ressources éducatives sur la performance scolaire des élèves du secondaire au Cameroun : cas de la région du Centre*. *Revue Africaine de Recherche en Éducation*, 5(1), 45-62.

Nkwi, P., & Nyamnjoh, F. (2004). *Education and development in Africa: The case of Cameroon*. African Books Collective.

Organisation for Economic Co-operation and Development (2021). *Education at a glance*.

Piras, G., & Sarrias, M. (2023). *GMM Estimators for Binary Spatial Models with R*. *Journal of Statistical Software*, 107(8).

Reardon, S. F., & Portilla, X. A. (2016). *Recent trends in income, racial/ethnic, and gender inequality in academic achievement in the United States*. *Sociology of Education*, 89(4), 314-334.

Rivkin, S.G., Hanushek, E.A., & Kain, J.F. (2005). *Teachers, schools and academic achievement*. NBER Working Paper No. 6691.

Sirin, S.R. (2005). *Socioeconomic status and academic achievement: A meta-analytic review of research*. *Review of Educational Research*, 75(3), 417-453.

Sirin, S. R., & Rogers-Sirin, L. (2015). *Exploring the relationship between immigrant status and educational outcomes among low-income Latino youth in the United States: The mediating role of parental educational expectations and aspirations for their children*. *Journal of Youth and Adolescence* ,44(5), 1106-1117.

Stratégie Nationale de Développement 2020-2030.

Tchakounté J., Nkengne-Nkengne, A., & Nguefack-Tsague, G. (2019). *Political economy of education resource allocation in Cameroon: The case of the Centre Region*. *International Journal of Educational Development*, 70, 10-25.

Tchombe, T., & Mbangwana, M. (2015). *The Influence of Teacher Quality on Student Achievement in Secondary Schools in Cameroon: A Case Study of the Centre Region*. *Journal of Education and Practice*, 6(15), 1-10.

Tchouassi, G., & Ngwa, E. (2016). *Les ressources éducatives et leur impact sur la performance scolaire des élèves au Cameroun : une analyse à partir des données PASEC 2014*. *Revue Africaine de Recherche en Éducation et Formation*, 3(1), 67-82.

UNESCO (2021). *Rapport Mondial de suivi sur l'éducation 2021 : Inclusion et équité dans l'éducation*. Paris 2021.

## **Annexes : Codes sources R pour l'estimation du modèle probit spatial et des effets marginaux**

### *Chargement des bibliothèques nécessaires*

```
library(spdep)
library(tripack)
library(rgdal)
library(maptools)
library(spatialprobit)
```

### *Chargement de la base de données*

```
df=readOGR("base.shp")
```

### *Création de la matrice de voisinage*

```
df.nb.R=poly2nb(df, queen = F)
df.lw.R=nb2listw(df.nb.R,zero.policy=TRUE)
W=as(as_dgRMatrix_listw(df.lw.R), "CsparseMatrix")
```

### **Estimation du modèle probit spatial**

```
model=all_cod~dens+eco_ant+aff_po+tx_exe_ant+tx_alpha+inc_pau
modlog=sarprobit(model,W, df, ndraw=1000, burn.in=200)
summary(modlog)
```

### *Estimation des effets marginaux*

```
impacts.sarprobit(modlog)
```