

RÉPUBLIQUE DU SÉNÉGAL

*Un Peuple - Un But - Une Foi*

MINISTÈRE DE L'ÉCONOMIE  
DU PLAN ET DE LA COOPÉRATION

DIRECTION GÉNÉRALE DE LA PLANIFICATION ET DES POLITIQUES ÉCONOMIQUES

-----

DIRECTION DE LA PLANIFICATION



Planning Paper n°26

**Dynamiques de développement régional au Sénégal  
2009-2015**

Souleymane CISSE

Mamadou GUEYE

@DPR/DP– Juin 2022

[www.plandev.sn](http://www.plandev.sn)

# Dynamiques de développement régional au Sénégal 2009-2015

---

Souleymane CISSE\* et Mamadou GUEYE+

## Résumé :

Pour apporter des éléments de connaissance et de réflexion sur les dynamiques à l'œuvre au niveau des territoires, cette étude s'est fixé comme objectif de comprendre les dynamiques de développement des régions, sur la période 2009-2015, en mettant en exergue les dimensions porteurs d'enjeux territoriaux. Globalement, l'évolution des distributions de l'IDR<sup>1</sup> montre une dynamique régressive expliquée par une régression globale des régions au niveau des composantes « justice-équité » et « richesse-emploi ». Les dimensions sur lesquelles une certaine performance est globalement maintenue sur la période sont le « savoir » et la « santé-population ». L'analyse de la chaîne de Markov associée à l'IDR et des matrices de transition a montré une certaine persistance sur un même niveau de développement. En plus, les régions des basses classes ne sont pas dans une dynamique de rattrapage de celles des classes supérieures. Suivant cette dynamique, il faudra en moyenne entre 4 et 8 ans pour passer à une classe supérieure au niveau de toutes les dimensions considérées à l'exception de celle de la « Justice-équité ». Ainsi, les régions vont converger plutôt vers les classes inférieures en maintenant notamment des performances faibles au niveau des dimensions « richesse-emploi » et « justice-équité ».

**Mots-clés :** dynamiques, développement, chaînes de Markov, régions, dimensions.

## Abstract :

In order to provide elements of knowledge and reflection on the dynamics at work at the territorial level, this study set itself the objective of understanding the development dynamics of the regions over the period 2009-2015, both globally and in terms of the dimensions of territorial issues. Overall, the evolution of the RDI distributions shows a regressive dynamic explained by an overall regression of the regions on the "justice-equity" and "wealth-employment" components. The dimensions on which a certain performance is globally maintained over the period are "knowledge" and "health-population". The analysis of the Markov chain associated with the IDR and the transition matrices showed a certain persistence on the same level of development. In addition, the regions of the lower classes are not in a dynamic of catching up with those of the higher classes. Following this evolution, it will take on average between 4 and 8 years to move to a higher class in all the dimensions considered, except for "justice-equity". Thus, regions will tend to converge towards the lower classes while maintaining low performance on the "wealth-employment" and "justice-equity" dimensions.

**Keywords:** dynamics, development, Markov chains, regions, dimensions.

***Les opinions exprimées dans ce document de travail sont celles des auteurs et ne représentent pas nécessairement celles de la Direction de la Planification. Les documents de travail décrivent les recherches et analyses en cours par les auteurs et sont publiés pour susciter des commentaires et le débat.***

---

\* Division de la Planification régionale / Direction de la Planification, 64 Rue Carnot x Dr. Thèze, BP : 4010 Dakar, Tel : (221) 33 889 72 78., [souleymane.cisse@economie.gouv.sn](mailto:souleymane.cisse@economie.gouv.sn)

+ Division de la Planification régionale / Direction de la Planification, 64 Rue Carnot x Dr. Thèze, BP : 4010 Dakar, Tel : (221) 33 889 72 78., [mamadougueye.mgy@gmail.com](mailto:mamadougueye.mgy@gmail.com)

<sup>1</sup> Indice de Développement régional (voir annexe pour la méthodologie de construction)

## Introduction

La théorie du développement régional est une question fondamentale en économie géographique. Il a fait l'objet d'un regain d'intérêt depuis la fin des années 1980, en raison des préoccupations liées aux conséquences de la mondialisation et de la libéralisation. En effet, elle a trait au rôle de certaines régions comme tremplins pour le processus de développement en général, et comme sièges des formes les plus avancées du développement économique et de l'innovation (Scott et Storper, 2006). L'idée que le développement ne peut pas seulement être appréhendé sous l'angle macroéconomique dans la mesure où il porte l'empreinte forte de processus qui se produisent sur le terrain, dans des « régions », est plus récemment partagée dans la littérature [Scott (2002), Fan et Scott (2003), Storper et Venables (2002)]. Selon le rapport Gold V (2019), cette théorie consiste à des politiques nationales de développement qui reconnaissent ce dernier comme endogène, progressif, intégré dans l'espace et multidimensionnel.

Le développement implique une forte polarisation de la population et de l'activité économique, dans un premier temps quel que soit le cadre national considéré, et puis il se produit une inversion de la polarisation lorsque le développement se poursuit (Townroe et Keen (1984), cité par Scott et Storper (2006)). C'est ainsi que l'OCDE (2019) envisage le développement régional comme un effort global pour réduire les disparités régionales par le soutien de l'activité économique (emploi et création de richesses) des régions.

Par ailleurs, les réformes institutionnelles et programmes peuvent être des facteurs déterminants dans le processus de développement régional. Notamment, Hill et Vidyattama (2016) se sont interrogés sur l'existence d'un « dividende de la réforme » du grand programme de décentralisation implémenté depuis 2001 en Indonésie, c'est-à-dire un développement plus rapide dans les régions mieux gouvernées, avec les avantages nationaux qui en découlent. Les pays comme le Mexique (Rodriguez, 2007), le Maroc et la Tunisie (Labiadh, 2017), ayant aussi opéré des réformes de territorialisation des politiques publiques, s'intéressent davantage à leurs implications sur les inégalités spatiales, la stabilité sociale et le développement territorial.

À l'instar de ces pays, le Sénégal a opté pour l'Acte III de la décentralisation en 2013, une troisième réforme territoriale et administrative du pays. Parti d'une volonté de corriger les inégalités et incohérences territoriales, l'Acte III met en avant, entre autres, l'homogénéisation des échelons territoriaux et l'érection de pôles de développement territorial capables de corriger les inégalités économiques, infrastructurelles et sociales [République du Sénégal (2013), cité par Bâ et Ka (2021)].

Au regard de ces réformes et du contexte en mutation induisant une complexité des processus de décision, il est question d'apporter des éléments de connaissance et de réflexion sur les dynamiques de développement à l'œuvre dans les territoires et régions [Bertrand et Wallet (2013), Torre (2015)]. Néanmoins, des études sur les dynamiques de développement des régions sont encore rares au Sénégal, contrairement à d'autres pays de la sous-région.

Cette étude vise une compréhension des dynamiques de développement des régions et au niveau des dimensions telles que la « richesse-emploi », le « savoir », la « santé-population » et la

« justice-équité ». Elle mettra en exergue les niveaux relatifs de développement des régions, leurs possibles évolutions ainsi que les disparités entre leurs dynamiques d'évolution (convergence ou divergence).

## I. Revue de la littérature

La question de la convergence, de la divergence ou des disparités de dynamiques de développement entre différentes unités géographiques (telles que les pays et les régions) a fait l'objet d'une attention considérable dans le débat public. Elle a également fait l'objet de nombreux articles scientifiques.

### I.1 Théorie de la convergence

On peut distinguer deux types de convergence dans la littérature : la  $\sigma$ -convergence et la  $\beta$ -convergence. Lorsque la dispersion du revenu réel par habitant au sein d'un groupe diminue au fil du temps, il y a  $\sigma$ -convergence (Young, Higgins et Levy, 2008). Lorsque la corrélation partielle entre la croissance du revenu dans le temps et son niveau initial est négative, il y a  $\beta$ -convergence. La littérature sur la « convergence » des groupes d'économies, remonte aux articles séminaux de Barro et Sala-i-Martin (1992) et de Mankiw et al. (1992), cité par Young, Higgins et Levy (2008). Cette mesure de la convergence s'est inspirée du modèle de croissance néoclassique de Ramsey et de Solow (Yin et Zestos, 2003). Dans ce modèle de croissance néoclassique, le paramètre  $\beta$  capte la vitesse à laquelle le PIB réel par habitant d'une région se rapproche de son taux de croissance en régime permanent ; c'est-à-dire que  $\beta$  est un paramètre de vitesse d'ajustement.

Cependant, ces approches ont été sérieusement remises en question pour plusieurs raisons par plusieurs auteurs notamment Quah (1993a, 1999), cité par Bickenbach et Bode (2011). L'une des raisons est que le paramètre de régression d'intérêt est biaisé vers la convergence en raison de « l'erreur de Galton <sup>2</sup> ». Une autre raison est que les régressions de convergence ne peuvent pas faire la distinction entre théories de la croissance néoclassiques et les approches théoriques alternatives, dont certaines ayant des implications complètement différentes (Bickenbach et Bode, 2011). En conséquence, il peut être utile de s'abstenir d'identifier la « loi de convergence » et de faire des déductions sur l'avenir sur cette base.

### I.2 Dynamiques régionales et méthode Markovienne

Pour l'analyse des dynamiques de développement régional, plusieurs études font recours à une modélisation stochastique par les chaînes de Markov [Quah (1993a, 1993b), Fingleton (1997), Bode et Nunnenkamp (2010), Liptak (2011), Schaffar (2016)]. Les indicateurs étudiés au niveau des régions peuvent prendre en compte plusieurs aspects du développement territorial. En général, la richesse créée au niveau de la région, mesurée par le PIB ou le RNB, est plus souvent utilisée.

---

<sup>2</sup> Voir Mesures et tests de convergence : une revue de la littérature (Fuss, 1999)

L'utilisation des chaînes de Markov dans l'analyse des dynamiques de disparités régionales remonte aux analyses de Fingleton (1997) et Quah (1993a, 1993b). Ce dernier, après avoir souligné les limites des théories de convergence, a proposé l'alternative de l'utilisation de la méthode Markovienne qui n'a recours à aucune hypothèse théorique de convergence.

Dans l'approche par chaîne de Markov de la convergence des revenus proposée par Quah, la « loi du mouvement » qui régit l'évolution de la distribution des revenus est supposée sans mémoire et invariante dans le temps. Après avoir estimé les probabilités de monter ou descendre dans la hiérarchie des revenus au cours d'une période de transition d'une durée donnée, la loi est utilisée pour calculer l'évolution des revenus de transition d'une durée donnée et la distribution limite du revenu en régime permanent vers laquelle le système converge.

Pelligrini (2000), utilisant les chaînes de Markov, a effectué une analyse empirique de la dynamique de développement des provinces de l'Italie sous la période 1952-1995. L'accent est mis sur les mécanismes de convergence ou de divergence. Par la construction de sept classes déterminées par des niveaux ascendants du PIB, l'auteur montre une dynamique assez forte de développement des provinces de l'Italie. L'examen des classes à l'État stationnaire a aussi montré une convergence vers les classes supérieures 5 et 6.

Verdu (2002) a utilisé cette technique pour analyser la dynamique des revenus des régions mexicaines, montrant une faible mobilité entre les groupes de revenus. Rodriguez (2007) a contribué à l'analyse des inégalités régionales au Mexique. Sur une période allant de 1970 à 2000, l'auteur a groupé les régions en fonction du niveau de revenu et de croissance. Les régions dont la croissance est supérieure à la moyenne et dont le revenu initial par habitant est supérieur à la moyenne peuvent être classées comme « gagnantes ». Les régions dont le taux initial par habitant est inférieur à la moyenne, mais dont le taux de croissance est supérieur à la moyenne sont classées comme « zones de rattrapage ». Les régions dont le taux de croissance est inférieur à la moyenne pour les deux variables sont des « perdantes ». Enfin, les régions dont le PIB initial par habitant est supérieur à la moyenne, mais dont le taux de croissance est inférieur à la moyenne, peuvent être décrites comme des régions « en retard ». Ainsi, il est ressorti de l'analyse des chaînes de Markov une dynamique favorisant un modèle noyau-périphérie plutôt que la possibilité de rattrapage des régions les plus riches par les régions les plus pauvres. Dans cette même démarche, Carluer (2005) a analysé les dynamiques d'évolution de 88 régions russes sur plus d'une décennie. En particulier, les résultats suggèrent une fourchette de revenus (un état donné) caractérisée par une accélération du taux de croissance. Ce dernier décélère lorsqu'une région rattrape les régions plus riches.

Mossi Mariano et al (2002) ont également prouvé par une analyse des dynamiques de croissance à l'aide des chaînes de Markov spatialisées, que les trajectoires de croissance des régions brésiliennes ont été, partiellement, déterminés par leur environnement. Les régions dont les voisines étaient plus riches avaient plus de chances de prospérer.

Par ailleurs, des auteurs qui ont marqué un intérêt spécifique à certaines problématiques et/ou secteurs tels que la santé, l'agriculture, l'emploi, la population, la migration et l'urbanisation ont

fait recours le plus souvent à l'utilisation des chaînes de Markov pour l'analyse des dynamiques d'évolution.

Pour analyser les dynamiques de l'emploi à l'échelle régionale, Katalin Liptak (2011) a analysé les taux de chômage des 19 comtés de Hongrie et de Budapest entre 1992 et 2009. L'objectif de sa recherche était de décrire et de prédire les changements dans le chômage. Alvarez et al (2008) ayant réparti généralement les individus en trois états : employés, chômeurs, et hors de la population active, ont estimé plusieurs indices relatifs au marché du travail, qui sont fonctionnellement liés aux matrices de transition illustrées par des données réelles dans le cas de l'Argentine dans la période 1995-2002.

En étudiant les dynamiques d'urbanisation avec les chaînes de Markov mettant en relation les évolutions des hiérarchies urbaines et des niveaux de PIB par habitant dans les différents pays du pourtour méditerranéen, Schaffar et Catin (2011) confirment l'hypothèse d'une courbe en cloche des dynamiques urbaines. Ce qui implique la succession, dans le temps, d'une phase de concentration puis de déconcentration urbaine.

Au Sénégal, Diop, Coulibaly et SENE (2015) ont modélisé les dynamiques d'évolution des populations des départements sur la période 1988-2013 à l'aide des chaînes de Markov. Les auteurs ont ainsi montré que les chances de rattrapage des départements de petites et moyennes tailles vers les départements de grandes tailles sont de plus en plus faibles au fil des années.

Pour analyser la pauvreté au Bénin, Gninanfon (2009), supposant que les changements d'états de bien-être observés au niveau d'un ménage peuvent être considérés comme une chaîne de Markov, a utilisé ce processus pour analyser plusieurs indicateurs permettant de mesurer la pertinence des politiques de réduction de la pauvreté. L'analyse avait montré que le Bénin réaliserait son objectif de 15% d'extrême pauvreté à l'horizon 2015, probablement avec cinq ans de retard.

Dans le domaine de la santé, Foltyn et Olsson (2021), à l'aide des chaînes de Markov, ont fourni une estimation des probabilités de transition annuelle de l'état de santé (obtenu par construction d'un indicateur composite) en fonction de l'âge et les probabilités de survie pour différents groupes démographiques de la population américaine.

Dans cette étude visant à appréhender de façon globale les dynamiques de développement, l'Indicateur de Développement régional (IDR)<sup>3</sup> est utilisé. Ce dernier est un indicateur composite de quatre (4) dimensions : la « richesse/emploi », le « savoir », la « santé-population » et la « justice-équité ». L'IDR est une agrégation de différents sous-indicateurs dans les dimensions notamment revues plus haut dont les dynamiques sont décrites par les chaînes de Markov. Ainsi, l'étude vise à décrire le comportement dynamique des régions et à donner des pistes quant à leurs futures évolutions probables.

---

<sup>3</sup> Voir annexe pour la méthodologie de construction de l'IDR

## II. Méthodologie

Pour analyser les dynamiques régionales de développement, on utilise les outils fournis par les chaînes de Markov et des méthodes de visualisation des distributions complémentaires. L'indice de développement régional est le produit utilisé dont les dimensions prises en compte sont inscrites dans le tableau ci-dessous.

<b>Dimensions</b>	<b>Sous-dimensions</b>	<b>Indicateurs</b>
<b>Savoir</b>	<b>Education</b>	Admis au baccalauréat
		Taux de scolarisation de la population de 6 à 14 ans
		Taux d'analphabétisme
<b>Richesse emploi</b>	<b>Emploi</b>	Taux de chômage par région
		Densité des PME (nombre de PME pour 1000 Hbts)
	<b>Richesse</b>	Taux de pauvreté
		Taux desserte en eau potable
		Taux branchement des ménages au réseau d'assainissement
		Nombre de voitures pour 1000 Hbts
		PIB régional
<b>Santé et population</b>	<b>Population</b>	Indice synthétique de fécondité (ISF)
	<b>Santé</b>	Nombre de médecins pour 1000 habitants
		Nombre de structures de santé pour 10 000 Hbts
<b>Justice-Equité</b>	<b>Justice</b>	Taux d'incarcération Hbts
	<b>Égalité des sexes</b>	Parité scolarisation fille et garçons
		Parité activité femmes et hommes

### II.1 Méthodes visuelles

Les méthodes visuelles sont constituées par plusieurs représentations des dynamiques d'évolution. Il s'agit notamment de l'estimation et de la représentation de la densité de la distribution de l'IDR et des indices dimensionnels puis du calcul et représentation de la fonction cumulative de l'IDR.

Les méthodes d'estimation des distributions sont regroupées en deux groupes : les méthodes paramétriques et les méthodes non paramétriques. La méthode d'estimation utilisée dans cette étude est celle des « noyaux » (ou encore méthode de Rosenblatt ; en anglais, kernel density

estimation ou KDE). C'est une méthode non paramétrique d'estimation de la densité de probabilité d'une variable aléatoire. Elle se base sur un échantillon d'une population statistique et permet d'estimer la densité en tout point du support.

Soient  $X_1, X_2, \dots, X_N$ , des variables aléatoires i.i.d suivant une loi  $f$ , alors l'estimateur non paramétrique par la méthode du noyau de la densité est donné par :

$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{Nh} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{x-x_i}{h}\right)$ ,  $K$  étant le noyau et  $h$  un paramètre nommé fenêtre, qui détermine le degré de lissage de l'estimation. Pour l'estimation de  $\hat{f}_h$ , il existe plusieurs fonctions pour  $K$ , mais la plus utilisée est la fonction de densité de la loi normale centrée réduite  $K(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$ , que nous considérons dans cette étude.

La largeur du noyau ou le paramètre  $h$  est déterminé par la règle de Silverman (1986). Elle permet de déterminer une largeur optimale donnée par :  $h = 0,9 \times \left(\frac{1}{N}\right)^{\frac{1}{5}} \times \min\left(\sigma, \frac{Q_3-Q_1}{1,13}\right)$ .

## II.2. Les chaînes de Markov

Les chaînes de Markov sont une séquence de processus stochastique  $\{X_t, t > 0\}$  prenant un nombre fini d'états ( $i = 1, 2, \dots, n$ ). Si  $X_t = i$ , le processus est dit à l'état  $i$  au temps  $t$ .

Les chaînes de Markov sont caractérisées par la propriété de Markov. Cette dernière propriété stipule que la distribution de l'état future  $X_{n+1}$ , ne dépend que de l'état courant  $X_n$  et non des états passés  $X_{n-1}, X_{n-2}, \dots, X_1$ . Autrement dit, la probabilité conditionnelle de passer à une étape  $j$  ne dépend que de l'état actuel  $i$  et est indépendant de tous les états occupés par le passé. On dit que la distribution du processus est sans mémoire. Ceci est traduit par la relation :

$$\Pr(X_{n+1} = x_{n+1} | X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_n = x_n) = \Pr(X_{n+1} = x_{n+1} | X_n = x_n) \quad (1)$$

L'ensemble des états  $S$  de la chaîne est  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$  peut-être fini ou infini et est appelé espace des états. La chaîne passe d'un état à un autre au fil du temps (ce changement est appelé « transition »). La probabilité  $p_{ij}$  de passer de l'état  $i$  à l'état  $j$  de  $t$  à  $t + 1$  est appelée probabilité de transition.

$$p_{ij} = \Pr(X_1 = s_j | X_0 = s_i) \quad (2)$$

La probabilité de passer de l'état  $i$  à l'état  $j$  en  $n$  étapes est donnée par  $p_{ij}^n = \Pr(X_n = s_j | X_0 = s_i)$

Une chaîne de Markov est dite homogène par rapport au temps si l'équation (3) est vérifiée. L'homogénéité d'une chaîne signifie que les probabilités de transition sont indépendantes du temps.

$$\Pr(X_{n+1} = s_j | X_n = s_i) = \Pr(X_n = s_j | X_{n-1} = s_i) \quad (3)$$

En cas d'homogénéité, alors  $p_{ij} = \Pr(X_{k+1} = s_j | X_k = s_i)$  et  $p_{ij}^n = \Pr(X_{n+k} = s_j | X_k = s_i)$  où  $k > 0$

La distribution des probabilités de transition d'un état à un autre peut être représentée par une matrice de transition  $P = (p_{ij})_{i,j}$  où chaque élément de position  $(i, j)$  représente une probabilité de transition  $p_{ij}$ . La matrice de transition ainsi obtenue est telle que la somme des probabilités sur les lignes est égale à 1 :  $\sum_{j=1}^r p_{ij} = 1 \quad i = 1, \dots, r$ .

Pour  $r = 3$ , la matrice de transition est donnée par :

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} \end{bmatrix}$$

### Estimation des matrices de transition

Pour obtenir l'estimateur du maximum de vraisemblance des probabilités stationnaires ( $p_{ij}$ ), on maximise le log de la fonction de vraisemblance sous la contrainte que la somme de chaque ligne de la matrice de transition équivaut à 1.

$$\max_{p_{ij}} (\ln \prod_{i,j} p_{ij}^{n_{ij}}) - \sum_i \lambda_i (\sum_j p_{ij} - 1), \quad (4)$$

où  $\lambda_i$  est le multiplicateur de Lagrange associé à la ligne de la matrice de transition. Les indices de toutes les sommations et produits sont compris entre 1 et  $r$  avec  $r$  le nombre d'états de la chaîne.

Si on considère  $n_{ij}(t)$ , le nombre d'entités à l'état  $s_i$  à la date  $t - 1$  et à l'état  $s_j$  à la date  $t$  et  $n_{ij} = \sum_{t=1}^T n_{ij}(t)$ , le nombre total de transitions de l'état  $s_i$  à l'état  $s_j$  alors l'estimateur du maximum de vraisemblance est donné par  $\hat{p}_{ij} = \frac{n_{ij}}{\sum_k n_{ik}}$  et l'écart-type est donné par

$$\sigma_{ij} = \sqrt{\frac{\hat{p}_{ij}(1-\hat{p}_{ij})}{n_i}} \text{ avec } n_i = \sum_k n_{ik}$$

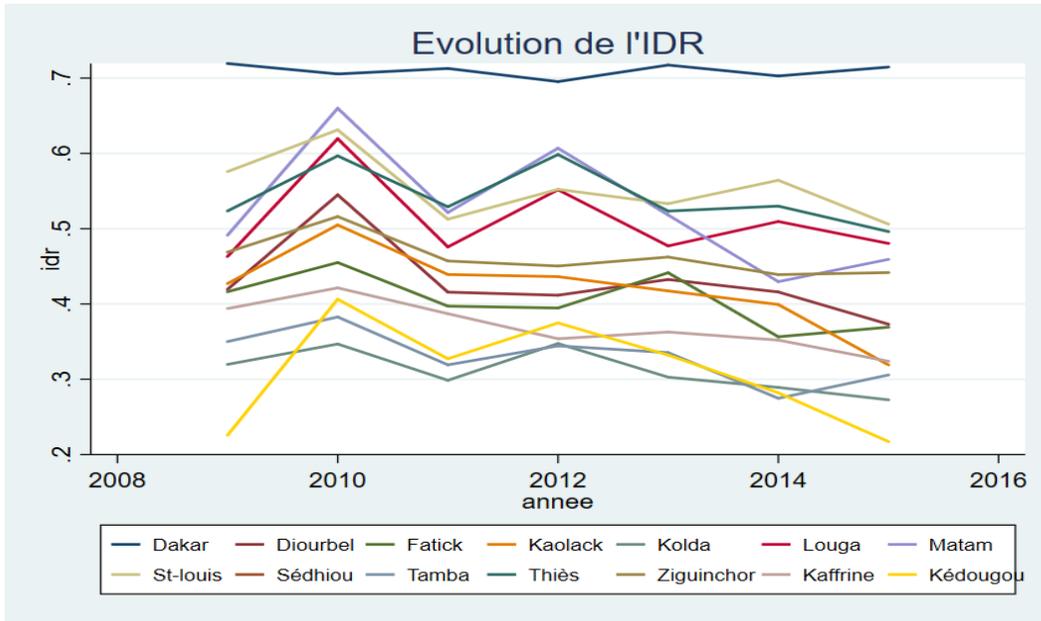
## III. Analyse des résultats

### III.1. Représentation des dynamiques d'évolution

La dynamique d'évolution des régions est plus ou moins homogène avec des tendances quasi constante ou régressive globalement notées. La région de Dakar qui se distingue nettement au-dessus des autres en matière de développement, reste sur une dynamique quasi linéaire avec une évolution presque constante sur la période.

À l'exception de Kolda et Fatick, qui ont réussi à rattraper leur niveau de 2010 respectivement en 2012 et 2013, soit 2 ans et 3 ans après, plusieurs régions ayant atteint leur niveau de développement le plus élevé en 2010 n'ont pas réussi à le maintenir sur la période.

Figure 1: Évolution de l'IDR par régions

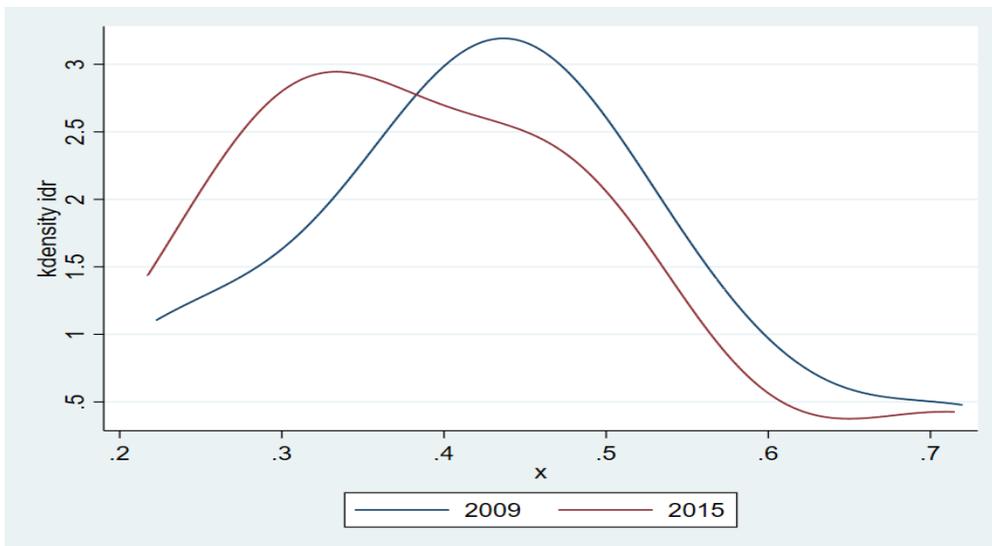


Source : données DP, calcul des auteurs

### Évolution globale des distributions de l'IDR et des indices dimensionnels

Globalement, l'évolution des distributions montre une dynamique régressive. La figure 2 montre un déplacement de la distribution dans le sens inverse. Ceci indique un passage de certaines régions à des niveaux de développement inférieur.

Figure 2: Évolution globale de la distribution de l'IDR entre 2009 et 2015



Source : données DP, calcul des auteurs.

L'évolution globale sur la période 2009-2015 des distributions des différentes composantes de l'IDR est marquée par une régression globale des régions au niveau des composantes « justice-équité » et « richesse-emploi ». Ainsi, ces deux dimensions sont notamment à l'origine de la régression globale notée sur l'IDR. Les dimensions pour lesquelles une certaine performance est globalement maintenue sur la période sont le « savoir » et la « santé-population ». Tandis que la première est caractérisée par une convergence des régions autour d'un score de 0,4, l'autre est caractérisée par une progression légère de certaines régions.

Figure 3: Évolution globale de la distribution de la composante « savoir » de l'IDR

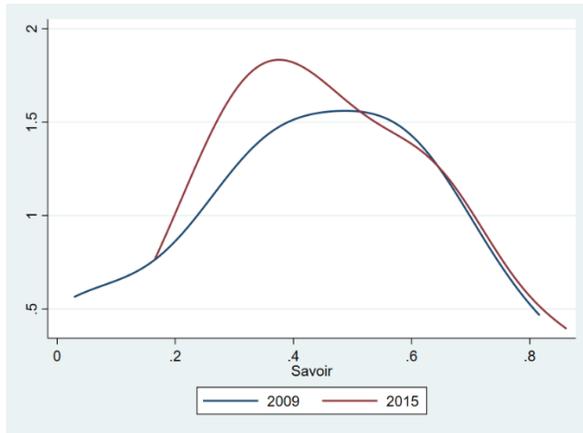


Figure 5: Évolution globale de la distribution de la composante « richesse-emploi » de l'IDR

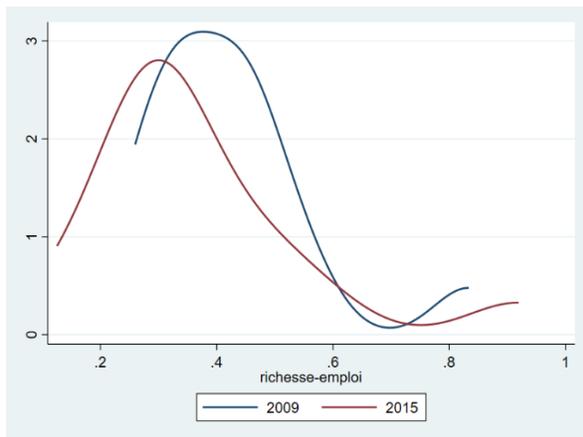


Figure 4: Évolution globale de la distribution de la composante « Justice-équité » de l'IDR

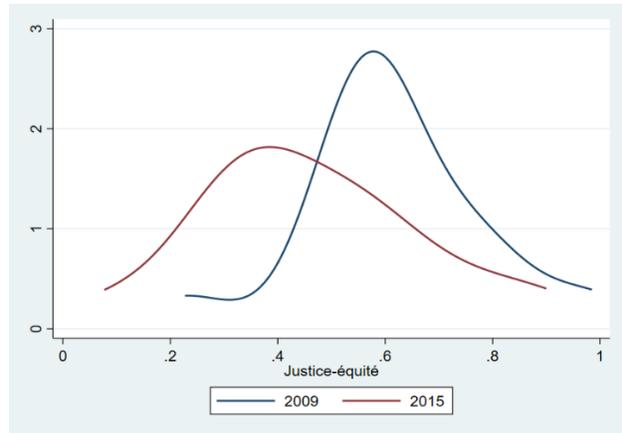
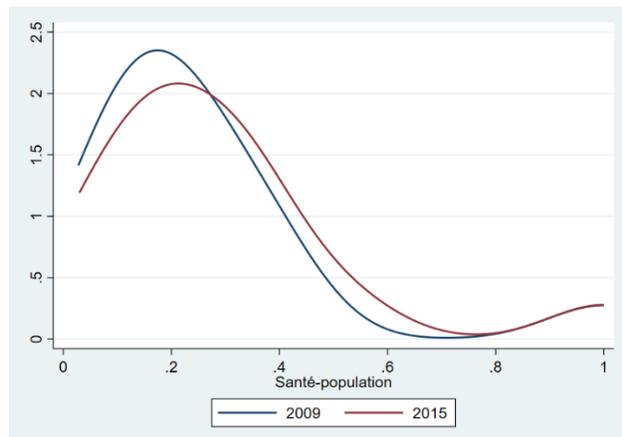


Figure 6: Évolution globale de la distribution de la composante « Santé-population » de l'IDR



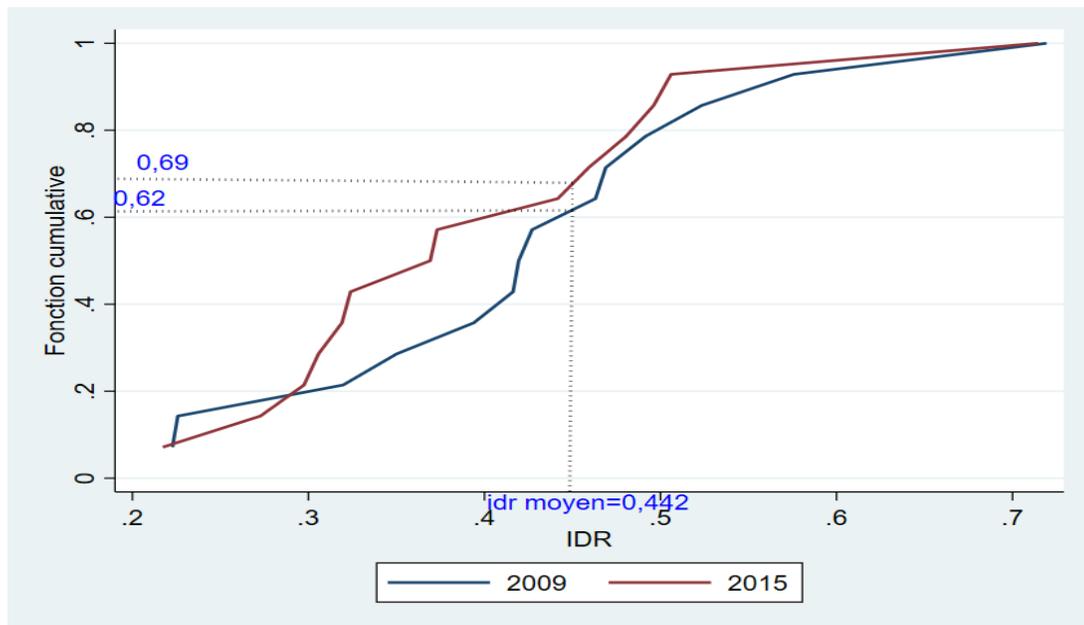
Source : données DP, calcul des auteurs.

### Analyse de l'évolution de la fonction cumulative de l'IDR

En 2009, la fréquence cumulée correspondant à la moyenne de l'IDR est de 0,62, ce qui veut dire que plus de la moitié des régions (62%) ont un IDR inférieur à la moyenne. Ce pourcentage a augmenté jusqu'à 69% en 2015 confirmant la régression globale notée plus haut. La fonction cumulative en 2015 croît plus rapidement vers 1 qu'en 2009, témoignant une certaine

convergence vers des niveaux d'IDR inférieurs à la moyenne. En conséquence, cette période n'est pas marquée par une convergence autour de l'IDR moyen.

Figure 7: Évolution globale de la fonction cumulative de l'IDR



Source : données DP, calcul des auteurs.

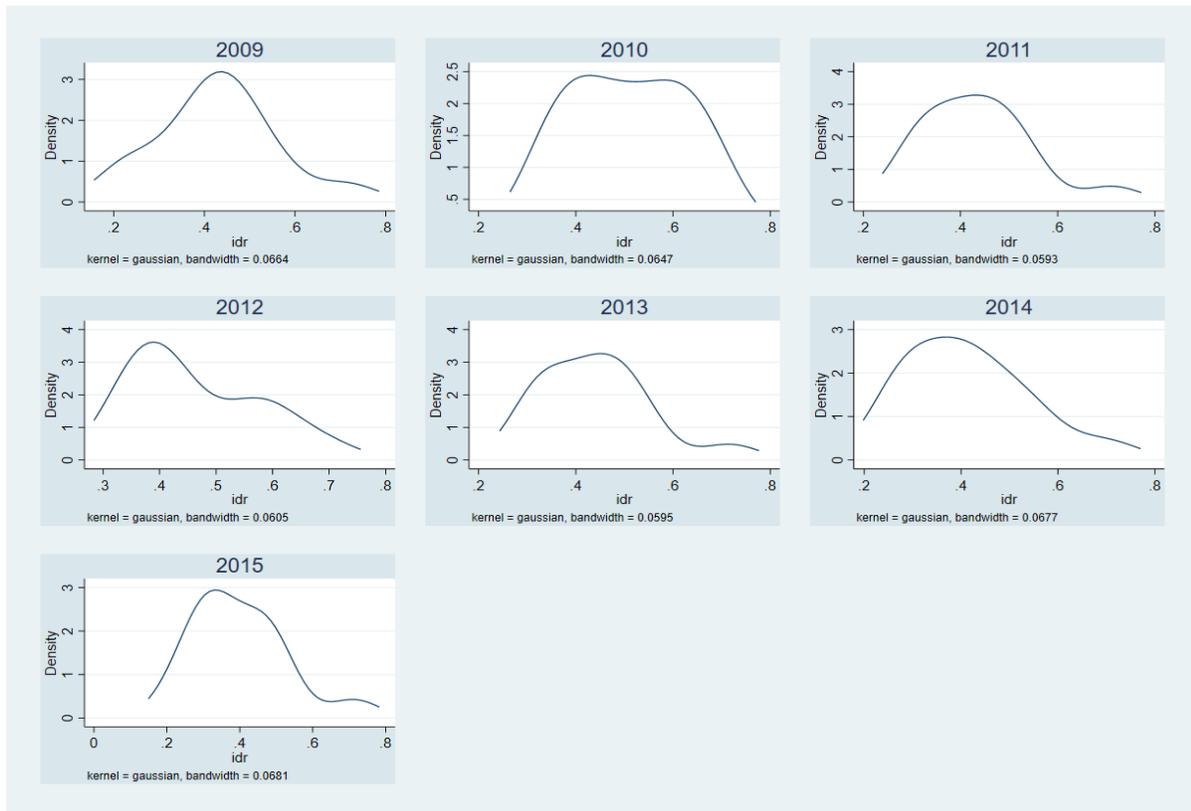
Pour analyser les changements annuels et effectuer une discrétisation de l'IDR, la distribution de l'indice est observée chaque année sur la période 2009-2015.

### Discrétisation de l'IDR et des indices dimensionnels

La forme de la distribution de l'IDR peut drastiquement changer d'une année à une autre. Par exemple, alors qu'en 2009 on avait une distribution unimodale, on passe à une distribution bimodale dès 2010 puis unimodale l'année suivante et de nouveau bimodale en 2012. À partir de cette année, jusqu'en 2015, la distribution reste unimodale et dominée par une tendance régressive.

Cette dynamique globale plutôt régressive s'accompagne d'une formation d'au moins deux (2) groupes de régions. Ce qui suggère quatre groupes si on tient compte des extrémités. C'est ainsi qu'une discrétisation de l'IDR est effectuée par construction de quartiles faisant référence à différentes classes de niveaux de développement ascendants. La discrétisation des sous-indices de développement est aussi effectuée suivant la même démarche que l'IDR global.

Figure 8: Évolution de la distribution de l'IDR de 2009 à 2015



Source : données DP, calcul des auteurs.

### Description des classes et transitions des régions

Le maximum des effectifs des classes notées sur la période est de 6 régions, apparues en 2010 dans la classe C4 la plus élevée. Ceci est probablement dû au « pic » observé en 2010 pour plusieurs régions en termes de performance. Cependant, ce maximum qui ne réapparaît une deuxième fois qu'en 2015 et pour la classe C1 la plus faible, témoigne davantage de la régression notable de certaines régions sur la période.

Tableau 1 : Classement des régions par niveau de développement en 2009

<b>C1</b>	Kolda	Sédhiou	Kédougou		
<b>C2</b>	Diourbel	Fatick	Kaolack	Tambacounda	Kaffrine
<b>C3</b>	Louga	Matam	Ziguinchor		
<b>C4</b>	Dakar	Saint-Louis	Thiès		

Source : données DP, calculs des auteurs.

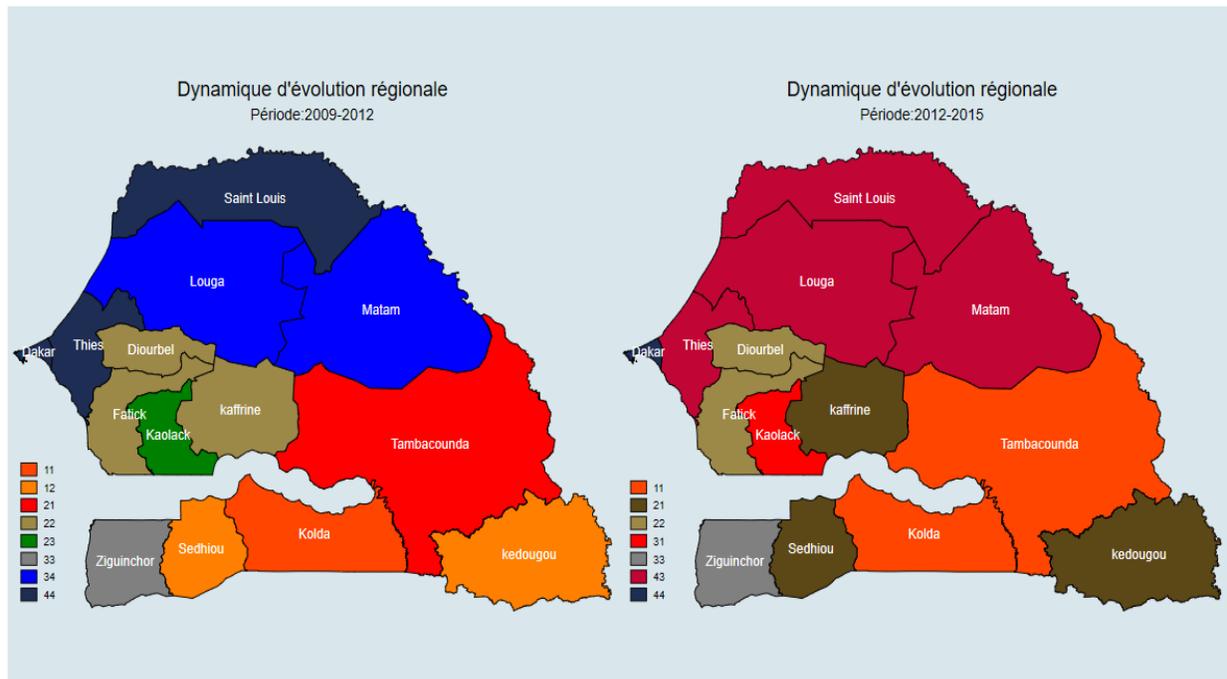
Tableau 2: Nombre de régions par classe par année

	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015
<b>C1</b>	3	2	4	2	4	4	6
<b>C2</b>	5	3	3	5	2	4	2
<b>C3</b>	3	3	4	2	5	3	5
<b>C4</b>	3	6	3	5	3	3	1

Source : données DP, calcul des auteurs.

Deux périodes marquent l'évolution des régions : une période de progression globale entre 2009 et 2012 et une période de régression globale entre 2012 et 2015. Sur la première période, à l'exception de Tambacounda qui a globalement régressé de la classe 2 à la classe 1, les régions de l'axe Nord-Ouest telles que Dakar, Thiès et Saint-Louis ont réussi à rester dans la classe supérieure (C4), les régions de Diourbel, Fatick et Kaffrine dans la classe 2 et la région de Ziguinchor dans la classe 3. Louga et Matam d'une part et, Sédhiou et Kédougou d'autre part, passant respectivement de la classe 3 à la classe 4 et de la classe 1 à la classe 2 ont aussi monté en niveau. Ce constat contraste avec la dynamique observée sur la deuxième période. En effet, Louga, Matam, Sédhiou et Kédougou ont régressé sur cette dernière. Pour le reste, si les régions Dakar, Diourbel, Fatick et Ziguinchor ont réussi à maintenir le même niveau sur la période, d'autres, et plus particulièrement Kaolack -ayant régressé de la classe 3 à la classe 1- ont également nettement baissé en performance.

Figure 9 : Évolution globale sur les deux périodes de 2009-2012 et 2012-2015

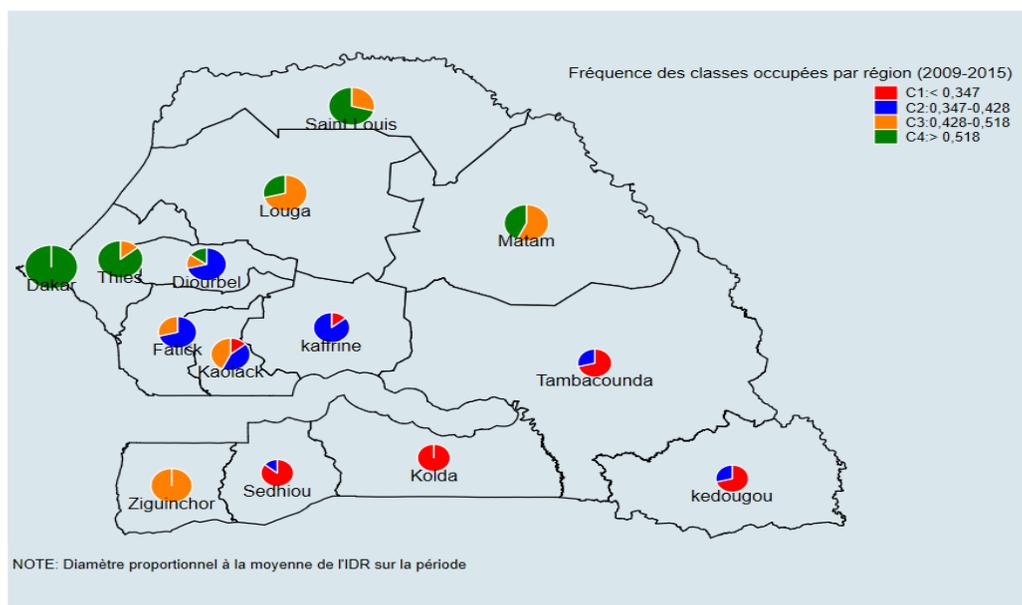


Source : données DP, calcul des auteurs.

Pour affiner l'analyse, les fréquences des classes occupées, pour chaque région et, sur toute la période de l'étude sont examinées (figure 10). Ainsi, il apparaît que les régions du sud et sud-est ont persisté sur les classes inférieures (C1 et C2) et, au moins pour 75% du temps, restent sur la classe 1. Ces régions, en général, ont un IDR moyen relativement faible sur la période.

En revanche, les régions de Dakar, Thiès, Louga, Matam et Saint-Louis ont notamment occupé les classes supérieures (C3 et C4) sur toute la période et se caractérisent par des IDRs moyens relativement plus élevés. Dans ce groupe, Dakar a toujours persisté dans la classe 4. Par contre, Thiès et Saint-Louis ont parfois transité vers la classe 3 avant de persister dans la classe 4 (environ 70% du temps). Enfin, les régions de Diourbel, Kaffrine, Kaolack et Fatick se distinguent par des IDRs moyens relativement aux autres. Elles ont notamment persisté dans la classe 2 au moment où une certaine particularité se dégage pour Ziguinchor - seule région ayant toujours évolué dans la classe 3.

Figure 10: Fréquence des classes occupées par région



Source : données DP, calculs des auteurs.

Les méthodes et instruments basés sur l'inspection visuelle de la distribution sont certainement intéressants pour découvrir des schémas et évolutions de la répartition de l'IDR. Cependant, ils ne fournissent pas de mesure spécifique pour caractériser les distributions et leur dynamique. De ce point de vue, l'analyse des chaînes de Markov constitue un instrument puissant capable de détecter les mouvements individuels au sein de la distribution et de décrire sa dynamique.

### III.2. Analyse complémentaire par les chaînes de Markov

On assimile l'IDR discrétisé à une séquence de processus stochastique discret suivant une loi de Markov de degrés 1 à quatre (4) états/classes : C1, C2, C3 et C4.

L'analyse des probabilités de transition montre une dynamique d'évolution des classes mitigée. D'abord, les probabilités de rester dans la même classe sur la période sont relativement très élevées ( $S > 65\%$ ), ce qui peut traduire une certaine persistance à rester dans la même classe et une évolution future lente des régions. Celles de la classe 1 (C1) sont les plus à même de rester sur cette classe dans la période qui suit avec une probabilité de 84,2%. Ensuite viennent les régions de la classe 4 avec une probabilité de 69,6%.

**L'observation des probabilités de transition entre deux classes consécutives ne montre pas une dynamique de rattrapage des régions de classe supérieure par les régions de classe inférieure. Plutôt, la probabilité de passer à une classe supérieure augmente avec le niveau de la classe.**

La probabilité de transition de C3 vers C4 (0,2) reste la plus importante. Cependant, les régions de cette classe ont aussi la même probabilité de passer vers une classe inférieure. En conséquence, une probabilité assez importante de passer à une classe supérieure, ne doit pas occulter que si les conditions ne sont pas réunies, ces régions peuvent aussi régresser.

Les régions des classes C1 et C2, même si elles ne sont pas dans une dynamique de rattrapage des autres, ont des probabilités non négligeables de transition vers les classes supérieures respectives C2 et C3. **En revanche, il est plus probable, pour les régions de C2, de régresser vers C1 (27,3%) que de progresser vers C3 (18,2%).**

Tableau 3 : Matrice de transition de l'IDR

	C1	C2	C3	C4
C1	0.842	0.158	0.000	0.000
C2	0.273	0.500	0.182	0.045
C3	0.000	0.200	0.600	0.200
C4	0.000	0.043	0.261	0.696

Source : données DP, calcul des auteurs

Les dynamiques d'évolution selon les composantes de l'IDR montrent qu'il y a plus de persistance à rester sur la même classe pour la composante « justice-équité » ( $S > 71\%$ ), ce qui dénote une transition future difficile des régions au niveau de cette composante.

**Le rattrapage des régions de classe supérieure ne se manifeste qu'à travers la composante « richesse-emploi » où l'on observe des probabilités plus élevées de transition pour les classes inférieures.** Aussi, les probabilités de transitions vers les classes supérieures, pour les classes C1 et C2, sont-elles plus importantes pour la composante « richesse-emploi » et plus faibles pour « justice-équité ». Quant à la classe C3, la probabilité de transition vers l'ultime classe supérieure est relativement plus forte au niveau de la dimension « santé-population » (52,4%).

Ainsi, la dimension « richesse-emploi » favoriserait plus une future progression des régions dans les classes les moins élevées (C1 et C2), et la dimension « santé-population » serait plus en faveur d'une progression future des régions de la classe C3.

Tableau 4 : Matrice de transition par composante de l'IDR

	<b>Savoir</b>				<b>Justice-équité</b>			
	C1	C2	C3	C4	C1	C2	C3	C4
C1	0.700	0.200	0.100	0.000	0.905	0.095	0.000	0.000
C2	0.333	0.333	0.238	0.095	0.368	0.526	0.105	0.000
C3	0.000	0.304	0.348	0.348	0.045	0.273	0.591	0.091
C4	0.000	0.100	0.300	0.600	0.000	0.045	0.136	0.818
S	0.50				0.71			
Test de stationnarité	T-stat	Degrés de liberté	P-value	Hypothèse nulle	T-stat	Degrés de liberté	P-value	Hypothèse nulle
	43.910	9	1.47E-06	Chaîne stationnaire	13.620	8.000	0.092	Chaîne stationnaire
	<b>Richesse-emploi</b>				<b>Santé-population</b>			
	C1	C2	C3	C4	C1	C2	C3	C4
C1	0.600	0.300	0.050	0.050	0.636	0.273	0.091	0.000
C2	0.300	0.350	0.300	0.050	0.263	0.474	0.211	0.053
C3	0.217	0.217	0.304	0.261	0.095	0.190	0.190	0.524
C4	0.000	0.143	0.286	0.571	0.000	0.000	0.500	0.500
S	0.46				0.45			
Test de stationnarité	T-stat	Degrés de liberté	P-value	Hypothèse nulle	T-stat	Degrés de liberté	P-value	Hypothèse nulle
	11.557	11	0.398	Chaîne stationnaire	6.270	9.000	0.713	Chaîne stationnaire

Source : données DP, calculs des auteurs.

## Matrice des temps de premier passage

Les temps moyens de premier passage à la classe supérieure sont au moins 6 ans et au plus 14 ans. En effet, pour les régions de C1, il faudra 6 ans pour passer à C2 et celles de cette dernière classe prendront 13 ans pour passer à C3. Alors qu'il est plus probable pour les régions de C3 de passer à la classe supérieure, cette transition prendrait plus de 2 fois le temps qu'il faudra aux régions de la classe C1 de passer à C2, à savoir 14 ans.

Tableau 4 : Matrice des temps de premier passage

	C1	C2	C3	C4
C1	0	6	19	30
C2	10	0	13	23
C3	17	7	0	14
C4	20	10	5	0

Source : données DP, calculs des auteurs.

Par ailleurs, le tableau 5 montre que les durées moyennes de premier passage à une classe supérieure varient entre 4 et 8 ans pour toutes les dimensions de l'indice à l'exception de la dimension « Justice-équité ». Dans cette dernière dimension, les régions éprouvent beaucoup plus de difficulté pour passer à une classe supérieure avec une durée minimum de 11 ans et maximum de 177 ans. Ce résultat est expliqué par la forte probabilité des régions à rester sur la même classe dans la dimension « justice-équité » (voir tableau 4).

Tableau 5 : Temps moyen de premier passage des indices dimensionnels

	Savoir				Justice-équité			
	C1	C2	C3	C4	C1	C2	C3	C4
C1	0	5	7	12	0	11	57	233
C2	8	0	6	9	4	0	46	223
C3	13	5	0	6	8	6	0	177
C4	14	6	4	0	12	10	17	0
	Richesse-emploi				Santé-population			
	C1	C2	C3	C4	C1	C2	C3	C4
C1	0	4	7	12	0	5	7	11
C2	5	0	5	11	9	0	6	9
C3	6	5	0	8	13	9	0	5
C4	8	5	4	0	15	11	2	0

Source : données DP, calcul des auteurs.

## Convergence des régions

La convergence des régions implique une plus grande concentration des régions dans les classes du milieu et une raréfaction dans les classes aux extrémités. La divergence est donc caractérisée par l'inverse, c'est-à-dire une concentration dans les classes aux extrémités et la rareté au milieu. Pour les chaînes de Markov, la convergence se traduit par des probabilités plus élevées pour les classes au milieu que pour celles aux extrémités à l'état stationnaire.

L'état stationnaire ci-dessous caractérise la convergence de la chaîne. On note que les classes les plus faibles ont les fréquences les plus élevées et plus particulièrement, la classe I (38,6%). **Ceci indique une convergence vers les classes à plus faible niveau expliquée notamment par de faibles performances (régions en classe I) pour plusieurs régions au niveau des dimensions « richesse-emploi » et « justice-équité ».**

Tableau 6 : État stationnaire

Composantes\Classes	C1	C2	C3	C4
IDR	0,386	0,223	0,216	0,175
« Savoir »	0.255	0.229	0.247	0.269
« Justice-équité »	0.733	0.182	0.057	0.028
« Richesse-emploi »	0.316	0.263	0.219	0.202
« Santé-population »	0.222	0.212	0.266	0.300

Source : données DP, calcul des auteurs.

## Conclusion

Le Sénégal a opté avec l'Acte III de la décentralisation en 2013 de, entre autres, corriger les inégalités et incohérences territoriales. Au regard de ces réformes politiques de développement, il est question d'apporter des éléments de connaissance et de réflexion sur les dynamiques à l'œuvre au niveau des territoires. Alors que dans certains pays de la sous-région, la recherche sur les dynamiques de développement territorial est déjà enclenchée, au Sénégal, elle ne s'y est pas particulièrement illustrée. Ainsi, cette étude s'est fixé comme objectif de comprendre les dynamiques de développement des régions, sur la période 2009-2015, de façon globale et en fonction des dimensions reflétant des enjeux territoriaux telles que la « richesse-emploi », le « savoir », la « santé-population » et la « justice-équité ».

Globalement, l'évolution des distributions montre une dynamique régressive expliquée par une régression globale des régions au niveau des composantes « justice-équité » et « richesse-emploi ». Les dimensions sur lesquelles, une certaine performance est globalement maintenue sur la période sont le « savoir » et la « santé-population ». **Alors qu'en 2009, plus de la moitié des**

**régions (62%) ont atteint un score de développement inférieur à la moyenne, ce pourcentage a augmenté jusqu'à 69% en 2015 confirmant la régression globale notée sur la période.**

Suite à la discrétisation de l'IDR en quatre classes de niveau de développement ascendant (C1, C2, C3, C4), deux périodes sont identifiées comme marquant globalement l'évolution des régions : une période de progression globale entre 2009 et 2012 et une période de régression globale entre 2012 et 2015. Sur la première période, à l'exception de Tambacounda qui a régressé de la classe 2 à la classe 1, les régions sur l'axe Nord-Ouest telles que Dakar, Thiès et Saint-Louis ont réussi à rester dans la classe supérieure (C4), les régions de Diourbel, Fatick et Kaffrine dans la classe 2 et, la région de Ziguinchor, dans la classe 3. De même, Louga et Matam d'une part, Sédhiou et Kédougou d'autre part, passant respectivement de la classe 3 à la classe 4 et de la classe 1 à la classe 2, ont aussi monté en performance sur cette première période. Ce constat contraste avec la dynamique observée sur la deuxième période (2012-2015). En effet, Louga, Matam, Sédhiou et Kédougou ont globalement régressé sur cette dernière, plus particulièrement, la région de Kaolack est passée de la classe 3 à la classe 1.

Par ailleurs, l'analyse des matrices de transition entre les classes montre de fortes probabilités à rester dans la même classe (65% en moyenne), ce qui peut traduire une certaine persistance dans la même classe et une lente évolution future des régions. En plus, les régions de classe inférieure ne sont pas dans une dynamique de rattrapage de celles des classes supérieures.

**La dimension « richesse-emploi » favoriserait plus une future progression des régions dans les classes les moins élevées (C1 et C2), et la dimension « santé-population » serait plus en faveur d'une progression future des régions de la classe C3.** Alors qu'il est plus probable pour les régions de C3 de passer à C4, cette transition prendrait plus de 2 fois le temps qu'il faudra aux régions de la classe C1 pour passer à C2, à savoir 14 ans. Il faudra en moyenne entre 4 et 8 ans pour passer à une classe supérieure au niveau de toutes les dimensions considérées à l'exception de celle de la « Justice-équité » (entre 11 et 177 ans). Dans cette dynamique, les régions convergent vers les classes à plus faible niveau, du fait notamment des faibles performances enregistrées au niveau des dimensions « richesse-emploi » et « justice-équité ».

La limite de cette étude procède du fait qu'elle considère la seule possibilité d'une chaîne de Markov de degrés un (01) associé au produit. En perspective, faire une investigation sur une éventuelle significativité d'une chaîne à deux degrés -sur une période plus longue- la rendrait plus rigoureuse. Aussi, la prise en compte de la structure spatiale et les variables déterminantes du produit considéré au niveau de chaque région, à l'instar de Mariano et al (2002), permettrait-il de mieux appréhender les mécanismes à l'œuvre au niveau des territoires.

## ANNEXES

### Annexe 1 : Méthodologie de calcul de l'Indice de Développement régional (IDR)

L'Indice de Développement régional (IDR) est un indice multidimensionnel résultant de quatre (4) dimensions du développement régional à savoir « richesse et emploi », « santé et population », « justice et équité » et « savoir ». Chaque dimension est un sous-indice composite de plusieurs indicateurs.

La méthode d'agrégation utilisée combine deux étapes. La première est celle de la normalisation des indicateurs. Cette étape a pour but de ramener les indicateurs à une même dimension. Pour cela, des « scores » variant entre 0 et 1 sont construits pour chacun.

Pour un indicateur  $i_k$ , dans la dimension  $k$ ,  $k = 1, \dots, 4$ , son score est donné par

$$i_k^s = \frac{i_k - \max_j i_k(j)}{\max_j i_k(j) - \min_j i_k(j)} \text{ ou par } i_k^s = \frac{i_k - \min_j i_k(j)}{\min_j i_k(j) - \max_j i_k(j)}, j = 1, \dots, 14 \text{ (nombre de régions), selon}$$

que l'indicateur contribue positivement ou négativement au développement régional.

La deuxième étape consiste à l'agrégation des indicateurs pour chaque dimension, par une moyenne arithmétique, pour obtenir les indices dimensionnels. Ainsi, pour la dimension  $k$ , l'indice dimensionnel  $I_k^s$  est donné par :  $I_k^s = \frac{1}{p} \sum_p i_k^s$ .

Enfin, l'indice final ( $I$ ) est aussi obtenu par moyenne arithmétique :  $I = \frac{1}{k} \sum_{k=1}^4 I_k^s$

### Annexe 2 : Temps de premier passage (« hitting time », en anglais)

Il est possible d'analyser le moment où une classe est atteinte. Le temps de premier passage de l'état  $s_i$  à l'état  $s_j$  est le nombre  $T_{ij}$  de pas effectués par la chaîne jusqu'à ce qu'elle arrive pour la première fois à l'état  $s_j$  étant donné que  $X_0 = s_i$ . Sa distribution de probabilité est définie par :

$h_{ij}^n = P(T_{ij} = n) = P(X_n = s_j, X_{n-1} \neq s_j, \dots, X_1 \neq s_j | X_0 = s_i)$ . Elle peut être déterminée récursivement par :  $h_{ij}^n = \sum_{k \in S - \{s_j\}} p_{ik} h_{kj}^{n-1}$ , étant donné que  $h_{ij}^1 = p_{ij}$

### Annexe 3 : État stationnaire

Si la chaîne de Markov est homogène dans le temps, alors la matrice de transition  $P$  est la même après chaque étape, de sorte que la probabilité de transition à  $k$  étapes peut être calculée comme la  $k$ -ième puissance de la matrice de transition  $P^k$ .

La distribution stationnaire  $\pi$  est un vecteur (ligne), dont les entrées sont non négatives et dont la somme est égale à 1, qui satisfait l'équation suivante :

$$\pi = \pi P$$

En d'autres termes, la distribution stationnaire  $\pi$  est un vecteur propre gauche normalisé (ce qui signifie que la somme de ses entrées est égale à 1) de la matrice de transition associée à la valeur propre 1.

Alternativement,  $\pi$  peut être considéré comme un point fixe de la transformation linéaire (donc continue) sur le simplexe unitaire associée à la matrice  $P$ . Comme toute transformation continue dans le simplexe unitaire a un point fixe, une distribution stationnaire existe toujours, mais il n'est pas garanti qu'elle soit unique, en général. Cependant, si la chaîne de Markov est **irréductible et apériodique**, alors il existe une distribution stationnaire unique  $\pi$ . De plus, dans ce cas,  $P^k$  converge vers une matrice de rang 1 dans laquelle chaque rang est la distribution stationnaire  $\pi$ , c'est-à-dire :  $\lim_{k \rightarrow \infty} P^k = 1\pi$ ,

Où  $1$  est un vecteur colonne avec toutes ses entrées étant égales à 1.

## BIBLIOGRAPHIE

- Alvarez, E. E., Ciocchini, F. J., & Konwar, K. (2021). A Locally Stationary Markov Chain Model for Labor Dynamics. *Journal of Data Science*, 7(1), 27–42. [https://doi.org/10.6339/jds.2009.07\(1\).417](https://doi.org/10.6339/jds.2009.07(1).417)
- Alyousifi, Y., Ibrahim, K., Kang, W., & Zin, W. Z. W. (2020). Modeling the spatio-temporal dynamics of air pollution index based on spatial Markov chain model. *Environmental Monitoring and Assessment*, 192(11). <https://doi.org/10.1007/s10661-020-08666-8>
- BA, B., & KA, R. (2020). Acte 3 de la décentralisation sénégalaise à l'épreuve de la cohérence territoriale et du développement territorial. *Dalogéo*, 003, 304–326.
- Bartolucci, F., Pennoni, F., & Vittadini, G. (2016). *Causal Latent Markov Model for the Comparison of Multiple Treatments in Observational Longitudinal Studies*. *Journal of Educational and Behavioral Statistics* (Vol. 41). <https://doi.org/10.3102/1076998615622234>
- Baum, C. F. (2008). Using Mata to work more effectively in Stata. *FNASUG, San Francisco*, (November), 102.
- Beffy, M. P. (2008). Mobilités et dynamiques salariales sur le marché du travail français.
- Bickenbach, F., & Bode, E. (2003). Evaluating the Markov property in studies of economic convergence. *International Regional Science Review*, 26(3), 363–392. <https://doi.org/10.1177/0160017603253789>
- Birmel, E. (2019). Modélisation stochastique.
- Bode, E., & Nunnenkamp, P. (2011). Does foreign direct investment promote regional development in developed countries? A Markov chain approach for US states. *Review of World Economics*, 147(2), 351–383. <https://doi.org/10.1007/s10290-010-0086-2>
- Both, B., & Szánthó, Z. (2016). Experimental and numerical investigation of an offset jet using tangential air distribution system. *Periodica Polytechnica Mechanical Engineering*, 60(3), 129–136. <https://doi.org/10.3311/PPme.8017>
- Butault, J., & Delame, N. (2007). *Combien d'exploitations en 2015 ? [Prospective "Agriculture 2013". Résultats des travaux quantitatifs - Chaînes de Markov]*. Retrieved from <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01186924>
- Conover, S. (1999). Remarks and examples, 1–4.
- Dabrowski, C., & Hunt, F. (2009). Markov Chain Analysis for Large-Scale Grid Systems, 1–51.
- DEPF. (2009). Spécialisation et concentration industrielles : Atouts et vulnérabilités des secteurs et des régions, (00212), 1–18. Retrieved from [https://www.finances.gov.ma/Docs/2009/depf/4416\\_concentrationetspecialisation.pdf](https://www.finances.gov.ma/Docs/2009/depf/4416_concentrationetspecialisation.pdf)

- Depret, M. H., Hamdouch, A., Monino, J. L., & Poncet, C. (2010). Politiques d'innovation, espace régional et dynamique des territoires : Un essai de caractérisation dans le contexte français. *Innovations*, 33(3), 85–104. <https://doi.org/10.3917/inno.033.0085>
- Dequier, J. (2005). ... Chaînes de Markov et applications ....
- DiFonzo, N., & Bordia, P. (1998). Reproduced with permission of the copyright owner. Further reproduction prohibited without. *Journal of Allergy and Clinical Immunology*, 130(2), 556. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.1016/j.jaci.2012.05.050>
- Direction de la planification (2016), Indicateur de Développement régional (IDR), [www.plandev.sn](http://www.plandev.sn)
- Dynamics, H., & Life, H. (2021). *Health Dynamics and Heterogeneous Life Expectancies* (No. 2021–17).
- Fingleton, B. (1997). Specification and testing of Markov chain models: An application to convergence in the European Union. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 59(3), 385–403. <https://doi.org/10.1111/1468-0084.00072>
- Fuss, C. (1999). Mesures et tests de convergence : une revue de la littérature. *Revue de l'OFCE*, 69(1), 221–249. <https://doi.org/10.3406/ofce.1999.1546>
- Garrocho, C., Jiménez-López, E., & Álvarez-Lobato, J. A. (2016). Modelling interstate migration in México: Static markov chains versus dynamic markov chains with moving average | Modelando la migración interestatal de México: Cadenas de Markov estáticas versus Cadenas de Markov dinámicas con medias móviles. *Papeles de Poblacion*, 22(90), 109–144.
- Gillard, A. (1977). System Dynamics Modeling in Regional Planning. *Planning Outlook*, 20(1), 23–30. <https://doi.org/10.1080/00320717708711530>
- Hall, G. S. (1890). Clark University. *Science*, ns-15(362), 18–22. <https://doi.org/10.1126/science.ns-15.362.18>
- Heda, K. El. (2018). Choix optimal du paramètre de lissage dans l'estimation non paramétrique de la fonction de densité pour des processus stationnaires à temps continu.
- Hill, H., & Vidyattama, Y. (2016). Regional development dynamics in Indonesia before and after the “Big Bang” decentralization. *Singapore Economic Review*, 61(2). <https://doi.org/10.1142/S0217590816400270>
- Hill, M., Lambert, P. C., & Crowther, M. J. (2021). Relaxing the assumption of constant transition rates in a multi-state model in hospital epidemiology. *BMC Medical Research Methodology*, 21(1), 1–10. <https://doi.org/10.1186/s12874-020-01192-8>
- Jafari, M., Majedi, H., Monavari, S. M., Alesheikh, A. A., & Zarkesh, M. K. (2016). Dynamic simulation of urban expansion through a CA-markov model case study: Hyrcanian region, Gilan, Iran. *European Journal of Remote Sensing*, 49, 513–529. <https://doi.org/10.5721/EuJRS20164927>

- Jliouat, A. (2013). Distribution asymptotique des probabilités de transition d'un modèle de chaînes de Markov estimé sur données agrégées. Application des méthodes de calcul d'un intervalle de confiance., 34.
- Kelton, W. D. (1987). Department of Management Sciences, University of Minnesota, Minneapolis, *Annals of Operations Research*, 8, 175–194.
- Kelton, W. D., & Kelton, C. M. L. (1984). Hypothesis tests for Markov process models estimated from aggregate frequency data. *Journal of the American Statistical Association*, 79(388), 922–928. <https://doi.org/10.1080/01621459.1984.10477112>
- Le Gallo, J., & Dall'erba, S. (2005). Croissance, Convergence et Interactions Régionales : les Outils Récents de l'Analyse Spatiale Quantitative. *Région et Développement*, 21, 5–12.
- Le Gallo, J. (2004). La dynamique des disparités régionales dans l'Union Européenne, 1980-1995. *Revue d'Économie Régionale & Urbaine*, octobre (4), 491–512. <https://doi.org/10.3917/reru.044.0491>
- Lessy, D. (2020). *Modèles mathématiques pour le microcrédit et la finance islamique*.
- Liptak, K. (2011). The application of markov chain model to the description of Hungarian labor market processes. *Zarządzanie Publiczne*, 4(16), 133–149. <https://doi.org/10.4467/20843968ZP.12.033.0500>
- Maillat, D. (1995). Entrepreneurship & Regional Development Territorial dynamic, innovative milieus and regional policy Territorial dynamic, innovative milieus and regional policy. *ENrREPRENEURSHIP & REGIONAL DEVELOPMENT*, 7(August 2012), 157–165. Retrieved from <https://doi.org/10.1080/08985629500000010>
- Meloche, J.-P. (2008). *Secteur public et développement économique régional : Impacts de l'emploi gouvernemental et de la décentralisation*. Université de Montréal.
- Moulaert, F., & Mehmood, A. (2008). Analyser le développement régional de l'innovation territoriale à la géographie de « dépendance du sentier ». *Geographie Economie Societe*, 10(2), 199–222. <https://doi.org/10.3166/ges.10.199-222>
- Nichols, A. (2014). Measuring mobility Topics transition matrices. *Lecture\_Slides*.
- Options, D., Quick, A., Stored, R. M., & Methods, S. (n.d.). Quick start, 1–10.
- Options, D., Remarks, A. M., & Stored, S. (n.d.). Quick start Options for swilk, 1–6.
- Paper, C., & Science, E. R. (2002). *Growth dynamics and space in Brazil*. Dortmund, Germany. Retrieved from <http://hdl.handle.net/10419/115845%0AStandard-Nutzungsbedingungen>:
- Pellegrini, G. (1999). Analysing Economic Growth using Panel Data and Markov Chains. *Bulletin of the International Statistical Institute, 52nd Session Proceedings*, 41(2), 2. Retrieved from <https://www.stat.fi/isi99/proceedings/arkisto/varasto/pell0333.pdf>

- Rapacki, R., & Próchniak, M. (2009). Real beta and sigma convergence in 27 transition countries, 1990-2005. *Post-Communist Economies*, 21(3), 307–326. <https://doi.org/10.1080/14631370903090616>
- Rodríguez-Oreggia, E. (2007). Winners and losers of regional growth in Mexico and their dynamics. *Investigacion Economica*, 66(259), 43–62.
- Saint-cyr, L. D. F., & Piet, L. (n.d.). SMART, AGROCAMPUS OUEST, INRA, 35000, Rennes, France French Stata Users Group meeting Paris | July 6.
- Schaffar, A., & Nassori, D. (2016). La croissance urbaine Marocaine : Convergence vs concentration. *Revue économique*, 67(2), 207–226. <https://doi.org/10.3917/reco.pr2.0064>
- Schaffar, A., & Péridy, N. (2015). Exploring spatial convergence of Maghreb regional areas : An application of a Markov chains approach. *Economics Bulletin*, 35(3), 1848–1855.
- Sène, A. M., & Codjia, C. (2017). Dynamiques de l'aménagement du territoire et inégalités sociospatiales au Sénégal Planning and socio-spatial inequalities in Senegal Dinámicas de planificación territorial y desigualdades socio-espaciales en Senegal. *Cahiers de Géographie Du Québec*, 60(169), 11.
- SENE, N. S., COULIBALY, M., & DIOP, M. B. (2015). *Évolution de la dynamique de la population des départements du Sénégal : approche par la loi de ZIPF* (No. 5).
- Siddiqui, A., Siddiqui, A., Maithani, S., Jha, A. K., Kumar, P., & Srivastav, S. K. (2018). Urban growth dynamics of an Indian metropolitan using CA Markov and Logistic Regression. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 21(3), 229–236. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2017.11.006>
- Skuriat-olechnowska, M. (2005). Statistical inference and hypothesis testing for Markov chains with Interval Censoring.
- Spedicato, G. A., & Signorelli, M. (2014). The markovchain Package : A Package for Easily Handling Discrete Markov Chains in R. *Cran*, (Spedicato 2017). Retrieved from <http://cran.r-project.org/web/packages/markovchain/>
- Taris, T. W. (1996). Modeling nonresponse in multiwave panel studies using discrete-time Markov models. *Quality and Quantity*, 30(2), 189–203. <https://doi.org/10.1007/BF00153987>
- Torre, A. (2015). Théorie du développement territorial. *Geographie Economie Societe*, 17(3), 273–288. <https://doi.org/10.3166/ges.17.273-288>
- Voicu, A. (2002). *Employment Dynamics in the Romanian Labor Market: A Markov Chain Monte Carlo Approach* (No. 438). Retrieved from <http://hdl.handle.net/10419/21518>
- Wang, Y., & Infield, D. (2018). Markov Chain Monte Carlo simulation of electric vehicle use for network integration studies. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 99(March 2017), 85–94. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2018.01.008>

- Wasswa, P., & Olilla, D. (2006). Research paper Research paper. *Afr. J. Traditional, Complementary and Alternative Medicines*, 3(2), 94–103.
- Weg, D., Germany, K., Bickenbach, F., & Bode, E. (2001). Kiel Institute of World Economics Markov or Not Markov – This Should Be a Question by Markov or Not Markov – This Should Be a Question, (1086).
- Wei, Y. D., Yu, D., & Chen, X. (2011). Scale, agglomeration, and regional inequality in provincial China. *Tijdschrift Voor Economische En Sociale Geografie*, 102(4), 406–425. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9663.2010.00621.x>
- White, D. J. (1985). Real Applications of Markov Decision Processes. *Interfaces*, 15(6), 73–83. <https://doi.org/10.1287/inte.15.6.73>
- Ying-xia, P., Rong-hua, M., Ying, G., & Xiang-Yuan, H. (2005). *SPATIAL-TEMPORAL DYNAMICS OF REGIONAL CONVERGENCE AT COUNTY LEVEL IN JIANGSU* (No. 2). Beijing, China.
- Young, A. T., Higgins, M. J., & Levy, D. (2008). Sigma convergence versus beta convergence : Evidence from U.S. county-level data. *Journal of Money, Credit and Banking*, 40(5), 1083–1093. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4616.2008.00148.x>
- Yue, W., Zhang, Y., Ye, X., Cheng, Y., & Leipnik, M. R. (2014). Dynamics of multi-scale intra-provincial regional inequality in Zhejiang, China. *Sustainability (Switzerland)*, 6(9), 5763–5784. <https://doi.org/10.3390/su6095763>
- Yue, W., Zhang, Y., Ye, X., Cheng, Y., & Leipnik, M. R. (2014). Dynamics of multi-scale intra-provincial regional inequality in Zhejiang, China. *Sustainability (Switzerland)*, 6(9), 5763–5784. <https://doi.org/10.3390/su6095763>
- ZAHL, S. (2002). A markov model for follow up studies.