

---

## **ANALYSE TYPOLOGIQUE DE LA PAUVRETÉ MULTIDIMENSIONNELLE**

*Zouhair LAHRIZI,*

*HCP (MAROC), Direction Provinciale du Haut Commissariat au Plan à Settat*

[z.lahrizi@hcp.ma](mailto:z.lahrizi@hcp.ma)

**Mots-clés** : Analyse typologique, Pauvreté multidimensionnelle, ACP, CAH, AFD

---

### **Résumé**

Au Maroc, toutes les politiques de développement territorial et particulièrement l'Initiative nationale pour le développement humain (INDH) se sont basées sur la pauvreté monétaire pour le ciblage des communes les plus défavorisées.

Le ciblage géographique unidimensionnel utilisé par l'INDH ne tient pas compte des différents aspects de privation proposés par l'approche des capacités d'Amartya Sen. La pauvreté est un phénomène complexe qui ne peut être réduit à sa dimension monétaire.

Dans ce contexte, l'analyse typologique de la pauvreté multidimensionnelle (Cluster analysis of multidimensional poverty), basée sur les techniques d'analyse des données, est considérée comme un nouvel outil de ciblage territorial multivarié des politiques publiques de lutte contre la pauvreté.

Notre démarche consiste, moyennant l'application des modèles factoriels et de classification automatique, à synthétiser les différents indicateurs de pauvreté monétaire et de pauvreté non monétaire, pour regrouper les communes ayant des profils semblables et proposer une typologie des communes selon la pauvreté multidimensionnelle.

### **Abstract**

Territorial targeting approach conducted by the National initiative for human development (NIHD) is based on income poverty. Enrolling in A.Sen logics, this paper proposes, the Cluster Analysis of Multidimensional Poverty, as a new multidimensional approach to targeting poverty through factorial techniques and automatic classification.

The communes new typology according to the proposed multidimensional poverty is forming a new multivariable territorial targeting tool of public policies to struggle poverty and vulnerability.

## Introduction

La pauvreté est considérée parmi les déficits sociaux les plus préoccupants qui rendent compte sur le retard global d'une région ou d'un pays en matière de développement humain.

Conscient du déficit social enregistré, le Maroc s'est engagé lors de la déclaration du Millénaire adoptée par l'Assemblée Générale des Nations Unies, à réduire de moitié l'extrême pauvreté et la faim entre 1990 et 2015. Il s'agit de la principale composante des Objectifs du millénaire pour le développement (OMD). Dans cette vision, le Maroc a lancé en 2005, l'Initiative nationale pour le développement humain (INDH) dont l'objectif de réduire les écarts sociaux et spatiaux en matière de pauvreté. Toutefois, l'efficacité et la réussite de toute politique territoriale en l'occurrence l'INDH, sont conditionnées par un meilleur ciblage des populations pauvres.

Dans cette logique, Le Haut commissariat au plan (HCP) a réalisé en 2004, 2007 et 2014 une carte de pauvreté monétaire. Cet outil cartographique a permis à l'INDH le ciblage des communes rurales les plus pauvres. Mais cette hiérarchisation unidimensionnelle ne prend pas en compte les différentes formes de privation.

Aujourd'hui, le caractère multidimensionnel de la pauvreté est universellement reconnu, ce qui légitime l'intérêt que nous portons sur cette approche. La pauvreté selon plusieurs chercheurs, est un phénomène complexe et pluridimensionnel qui ne peut être réduit à sa dimension monétaire.

Le système statistique national offre différents indicateurs communaux de pauvreté monétaire et de pauvreté non monétaire et d'autres indicateurs communaux de développement humain et social. Il est donc, opportun d'analyser la pauvreté sous ses différentes facettes et à un niveau local plus fin telle que la commune.

C'est dans ce cadre, que cette étude se propose d'analyser la typologie des communes de la région de Chaouia Ouardigha selon la pauvreté multidimensionnelle. La méthodologie adoptée pour représenter sur une carte, la matrice objet d'étude (117 communes – 10 indicateurs), est l'analyse multivariée basée sur les techniques d'analyse des données.

Dans un premier temps, on applique l'Analyse en composantes principales (ACP) sur le tableau des données (communes-variables) pour pouvoir extraire les facteurs qui conservent le maximum d'inertie et constituer des groupements homogènes des communes selon leur degré de performance. Ensuite, on choisit le sous-espace factoriel qui permet de fournir suffisamment d'information et réaliser une Classification ascendante hiérarchique (CAH) des communes par rapport à leurs coordonnées dans cet espace, afin de constituer une typologie des communes. Enfin, on va procéder à l'Analyse factorielle discriminante (AFD) sur les classes retenues par la (CAH) en se basant sur les variables initiales de l'analyse en vue de dégager les indicateurs les plus discriminants et les caractéristiques de chaque groupe.

Ces outils permettent de constituer des classes homogènes des communes en termes de degré de performance du niveau de vie, de l'accès au savoir, du développement humain et du développement social.

### **1. De la pauvreté unidimensionnelle à la pauvreté multidimensionnelle : cadre conceptuel**

La plupart des travaux empiriques réalisés au Maroc pour analyser le phénomène de la pauvreté ont été menés sur la mesure de la pauvreté monétaire qui intègre les dépenses de consommation des ménages. Par ailleurs, les approches non monétaires considèrent que la dépense (ou le revenu) à elle seule ne peut pas renseigner sur les différents aspects de pauvreté. Selon A.Sen « la pauvreté ne devrait pas être appréhendée par des niveaux de consommation, mais par la capacité des individus à y avoir accès ». L'approche par les capacités proposée par (A.Sen, 1985) accorde plus de considération à d'autres facteurs sources de privation tel l'état de santé, le manque d'éducation ou de qualification ou encore l'exclusion sociale.

Quoique l'approche multidimensionnelle de Sen ait suscité la naissance d'une littérature abondante, elle demeure difficile à opérationnaliser. Certaines dimensions proposées ne peuvent pas être

observées ni mesurées.

### **1.1. Mesures de la pauvreté multidimensionnelle**

Comme le souligne la littérature économique, en se référant aux questions concernant la pauvreté multidimensionnelle, il est souvent difficile d'aboutir à une mesure appropriée de celle-ci. De manière synthétique, il se dégage deux grands courants d'analyse multidimensionnelle de la pauvreté s'appuyant sur la synthèse d'un ensemble d'indicateurs primaires non monétaires reflétant le bien-être :

L'approche non axiomatique basée sur les indicateurs agrégés de bien-être fourni par la Banque mondiale. On peut citer comme exemple l'indice de qualité de vie humaine (PQLI) qui attribue le même poids au taux d'analphabétisme, au taux de mortalité infantile et à l'espérance de vie à la naissance. Parmi les indicateurs agrégés par le (PNUD, 2005), les plus importants sont l'indicateur de développement humain, (IDH) et les indicateurs de pauvreté humaine (IPH). Cependant ces indicateurs sont assez vagues et présentent relativement des faiblesses quant aux choix des composantes, à la pondération, aux procédures d'agrégation et aux règles d'estimation (Ravallion et Chen, 1997).

L'autre courant est basé sur l'approche axiomatique axée autour de l'analyse selon laquelle la pauvreté étant un concept complexe, son analyse ne peut être facilitée que par l'adoption d'axiomes pour la mesure de la pauvreté. Les travaux de (F.Bourguignon et S.Chakravaty, 1999)<sup>1</sup> sont une référence en la matière. Ils s'appuient habituellement sur une approche axiomatique des propriétés recherchées de l'indice de pauvreté et sur une mesure composite de pauvreté se référant à un seuil donné de pauvreté pour chaque indicateur.

Les mesures basées sur les données individuelles sont essentiellement fondées sur l'approche d'entropie et l'approche d'inertie.

L'approche d'entropie utilise les méthodes: des ensembles flous (Cerioli et Zani, 1990) ; (Chiappero, 2000) et (Maggio, 2004)<sup>2</sup>, de la fonction de distance (Silber, 2005), et la théorie de l'information (Maasoumi et Nickelsburg, 1988). Cette démarche souffre d'un problème d'indétermination lié à la nature paramétrique pour les mesures proposées telles que constatées par (Asselin, 2002). Cette méthode pose un problème de la détermination des poids des attributs dans un sens moins arbitraire. Ce problème est résolu par les méthodes d'inertie.

L'approche d'inertie repose sur les techniques d'analyse de données (Volle, 1978) et dont les principales méthodes sont : l'Analyse en composantes principales (ACP), l'Analyse factorielle des correspondances (AFC), et l'Analyse de correspondances multiples (ACM).

### **1.2. Méthodologies d'analyse de la pauvreté multidimensionnelle**

Etant donné les limites de toute analyse unidimensionnelle de la pauvreté, l'objectif est de trouver le meilleur passage théorique vers une approche multidimensionnelle de ce phénomène. Dans cette optique, et en fonction des données disponibles plusieurs méthodes et indicateurs sont utilisés pour mesurer la pauvreté sous ses différentes facettes.

#### **1.2.1. Indicateur de pauvreté matérielle multidimensionnelle**

Cet indicateur de pauvreté est défini comme la valeur agrégée de plusieurs indicateurs non monétaires de pauvreté à l'aide d'une forme fonctionnelle. Pour agréger les différentes dimensions de la pauvreté non monétaire, on fait appel à l'approche d'inertie basée sur les méthodes factorielles. Selon (Asselin, 2002), on calcule un indicateur composite de pauvreté multidimensionnelle (ICP) en s'appuyant sur l'Analyse en correspondance multiple (ACM), C'est la technique statistique la plus adaptée en présence de variables ou d'indicateurs primaires de type catégoriel.

---

<sup>1</sup> Sylla.K, , Gbougue.M et Kouadio.E (2004), « Une approche multidimensionnelle de la pauvreté appliquée à la Côte d'Ivoire ».

<sup>2</sup> Yélé Maweki (2007) dans « Dominance et pauvreté multidimensionnelle dans les pays de L'UMOA.

### 1.2.2. Indicateur de perception de la pauvreté

Quoique la littérature empirique sur la perception subjective du bien-être (Subjective Well-Being) soit en expansion rapide, les travaux portant sur les pays en développement restent peu nombreux (Frey et Stutzer, 2002). Toutefois, l'ensemble des travaux s'accorde sur le fait qu'il existe une corrélation positive entre bien-être subjectif et le niveau des revenus (indicateur monétaire le plus souvent retenu); (Easterlin, 2001).

L'approche subjective part du fait que l'individu, malgré tous les indicateurs objectivement observés, est le seul à pouvoir qualifier sa condition de vie. En pratique, les enquêtes ménages intègrent un module de questions subjectives sur l'appréciation des ménages sur leur condition de vie.

L'indicateur de pauvreté subjective est également calculé à partir de l'ACM sur la base de deux variables liées au ménage. Ces variables donnent l'appréciation faite par le chef de ménage sur la situation économique du ménage d'une part et la situation générale du ménage d'autre part.

### 1.2.3. Indicateur du Noyau Dur de la pauvreté

Compte tenu de l'aspect multidimensionnel de la pauvreté, un seul indicateur dans son unicité ne peut pas refléter la pauvreté sous ses différentes formes. Les différentes mesures de pauvreté déjà explicitées n'identifient pas toujours les mêmes personnes comme étant pauvres. D'autant plus qu'elles n'induisent pas que les profils de pauvreté soient totalement disjoints. De ce fait, certains ménages cumulent plusieurs formes de pauvreté. L'intersection des différents ensembles de pauvreté (monétaire, non monétaire et subjective,...) constitue donc le noyau dur de la pauvreté. Les premiers travaux empiriques ont été réalisés par (Delhaussé et al, 1999), et (Bradshaw et Finch, 2001) dans les pays industrialisés.<sup>1</sup>

Dans la pratique, l'indicateur du noyau dur de la pauvreté est extrait à partir des trois indicateurs précédemment cités et cela de deux manières différentes : La méthode simpliste qui consiste à faire l'intersection des trois aspects de pauvreté (le noyau dur de la pauvreté est constitué de l'ensemble des individus cumulant les trois formes de pauvreté) et la méthode factorielle basée sur le calcul d'un indice composite de noyau dur de pauvreté qui sera un facteur sur lequel seront projetées toutes les dimensions de la pauvreté et qui donne une lecture globale de la pauvreté.

### 1.2.4. Mesures floues multidimensionnelles

Les approches classiques de pauvreté se réfèrent à un seuil qui répartit la population en deux classes : pauvres et non pauvres. Cette vision dichotomique (pauvre / non pauvre) représente une simplification trop excessive de la réalité : la pauvreté n'est pas un attribut qu'un individu possède ou non, mais plutôt une situation dont l'intensité diffère d'un individu à un autre (lemmi et al, 1999)<sup>2</sup>.

La théorie des ensembles flous (fuzzy sets) semble apporter à l'approche des capacités un support empirique rigoureux pour l'implémentation d'une analyse multidimensionnelle de la pauvreté en termes de fonctionnements (Chiappero, 2000). En effet, L'avantage de la théorie floue est d'allouer une transition graduelle entre la situation de pauvreté et non pauvreté. Il ne s'agit plus de classer la population en pauvres et non pauvres mais aussi envisager des situations intermédiaires qui peuvent être interprétées comme un degré de pauvreté ou risque de pauvreté. La logique floue, essaie de combiner la situation financière et les conditions générales d'existence dans lesquelles les individus se trouvent.

En pratique, il s'agit d'établir une fonction d'appartenance des individus à la pauvreté qui, à ses extrémités, inclut l'individu au groupe étudié ou l'en exclut de façon certaine, mais qui, entre les valeurs extrêmes, varie à proportion de la proximité au groupe (Vero et Werquin, 1997).

### 1.2.5. Analyse typologique de la pauvreté multidimensionnelle

L'Analyse typologique de la pauvreté multidimensionnelle (Cluster analysis of multidimensional poverty) est une méthodologie qui offre de nouvelles perspectives dans le contexte de la pauvreté multidimensionnelle (G.F.Luzzi, Y.Fucklger, S.Weber, 2006). Elle s'effectue selon deux étapes :

<sup>1</sup> Diagne.O.D, Faye.O et Faye.O,(2005) : Noyau dur de la pauvreté en Sénégal

<sup>2</sup> Ben hassine.O.(2006), Analyse de la pauvreté multidimensionnelle en France.

En premier lieu, on effectue une analyse factorielle pour construire des indicateurs de pauvreté basés sur de nombreuses dimensions. Les variables primaires sont combinées au sein de quelques facteurs communs qui contiennent chacun une facette de pauvreté.

Dans un deuxième temps, on fait appel aux méthodes de classification pour construire des groupes homogènes sur la base des scores factoriels obtenus. Parmi les techniques les plus utilisées, la Classification Automatique Hiérarchisée (CAH) qui a comme objectif la constitution des classes homogènes de ménages selon leur niveau de bien-être (T.Abdelkhalek, F. Ejjanou, 2009). La nature des données traitées par l'analyse factorielle se prête à des classifications selon la méthode des nuées dynamiques (CND), méthode qui procède par partitions en optimisant un critère de type inertie (B.Boidin, P.Lardé, 2008).

Par ailleurs, une fois la typologie est réalisée, l'interprétation des profils des classes constituées est déterminée par les approches de classification supervisée en se basant sur une variable qualitative, en l'occurrence la régression logistique ou l'analyse factorielle discriminante. Toutefois, dans le cas où l'analyse est effectuée sur un nombre réduit d'axes issus des méthodes factorielles, il est préférable d'utiliser l'Analyse factorielle discriminante (O.Sautory, C.W.S, Vong, 1992).

Cette approche, non encore utilisée au niveau national, offre de nouvelles perspectives pour appréhender les aspects multiples de la pauvreté. D'autant plus, que l'appareil statistique offre une panoplie d'indicateurs communaux renseignant sur les dimensions monétaires et autres non monétaires du niveau de vie. En recourant aux techniques d'analyse des données, basées sur les méthodes factorielles et de classification automatique, le présent travail propose une hiérarchisation multidimensionnelle des communes de la région de Chaouia ouardigha et des provinces du Maroc selon le niveau de développement humain atteint.

## **2. Typologie des communes de la région face aux différentes situations de pauvreté**

L'étude de la région de Chaouia Ouardigha, propose d'évaluer les niveaux de vie à partir de plusieurs variables communales examinées conjointement. Il s'agit des variables communales objectives élaborées à partir des données du Recensement Général de la population et de l'Habitat (RGPH 2004) et d'autres enquêtes et études régionales renseignant sur les différentes situations de pauvreté monétaire et non monétaire, de développement humain et de développement social dans la région.

La démarche d'analyse de multi pauvreté dans la région est basée sur les techniques d'analyse de données selon trois étapes :

### **1<sup>er</sup> étape : Analyse factorielle**

Les variables étant quantitatives, il était naturel d'avoir recours à l'analyse en composantes principales (ACP), instrument très utile pour procéder à des comparaisons spatiales (Lardé, 2004). L'analyse factorielle permet de réduire le nombre de variables de départ en éliminant l'information redondante et en concentrant l'information retenue sur un nombre réduit de variables nouvelles appelées « facteurs ou dimensions».

### **2<sup>ème</sup> étape : Méthode de clustering**

L'analyse en clusters est une technique de classification non supervisée qui consiste à rechercher les proximités des observations dans un espace multidimensionnel; les communes les plus proches sont regroupées dans des classes. La technique utilisée est la Classification ascendante hiérarchique (CAH) qui fait appel à une démarche algorithmique de partition permettant ainsi de proposer une typologie des communes de la région en termes de pauvreté.

### **3<sup>ème</sup> étape : Analyse factorielle discriminante**

L'Analyse factorielle discriminante (AFD) est une technique de classification supervisée destinée à classer (c'est-à-dire affecter à des classes préexistantes) des individus caractérisés par un nombre de variables numériques. L'AFD a un pouvoir descriptif puisqu'elle permet de dégager les indicateurs les plus discriminants pour caractériser chaque classe, et un pouvoir prévisionnel du fait qu'elle permet de prévoir la classe d'affectation d'un nouvel individu (commune) décrit par les mêmes variables quantitatives.

## 2.1. Analyse en Composantes Principales

### 2.1.1. Tableau des corrélations des variables

Le tableau ci-dessous présente la matrice des corrélations des dix variables d'étude suivantes:

*TP04* : Taux de pauvreté 2004 ;

*Vuln* : Taux de vulnérabilité 2004 ;

*Tx\_expo* : Taux d'exposition à la pauvreté 2004 ;

*Seve* : Taux de sévérité ;

*INEG* : Taux d'inégalité ;

*ICDH* : Indice communal de développement humain 2004 ;

*ICDS* : Indice communal de développement social 2004 ;

*Tx\_anal\_* : Taux d'analphabétisme 2004 ;

*Tx\_non\_sco\_enf*: Taux de non scolarisation des enfants âgés de 7 à 15 ans en 2004;

*Taux d'abandon\_sco* : Taux d'abandon scolaire en primaire.

La matrice des corrélations révèle que les variables *TP04*, *Vuln*, *tx\_expo* et *Seve* sont corrélées positivement entre elles, et il en est de même pour les variables de pauvreté éducative *Tx\_anal*, *Tx\_non\_sco\_enf* et *Taux d'abandon\_sco*. On constate également une corrélation négative entre l'ensemble de ces variables et le groupe des deux variables *INEG* et *ICDH*. A propos de la variable *ICDS*, on remarque qu'elle n'est pas corrélée significativement avec l'ensemble des variables.

**Tableau : Matrice de corrélation**

	TP04	Vuln	Tx_expo	Seve	INEG	ICDH	ICDS	Tx_anal_	Tx_non_sco_enf	Taux d'abandon_sco
TP04	1	<b>0,881</b>	<b>0,981</b>	<b>0,962</b>	<b>-0,43</b>	<b>-0,67</b>	-0,02	<b>0,61</b>	<b>0,619</b>	<b>0,518</b>
Vuln	<b>0,881</b>	1	<b>0,956</b>	<b>0,733</b>	<b>-0,69</b>	<b>-0,82</b>	0,155	<b>0,815</b>	<b>0,752</b>	<b>0,682</b>
tx_expo	<b>0,981</b>	<b>0,956</b>	1	<b>0,896</b>	<b>-0,55</b>	<b>-0,75</b>	0,049	<b>0,712</b>	<b>0,692</b>	<b>0,6</b>
Seve	<b>0,962</b>	<b>0,733</b>	<b>0,896</b>	1	<b>-0,22</b>	<b>-0,5</b>	-0,15	<b>0,422</b>	<b>0,461</b>	<b>0,356</b>
INEG	<b>-0,43</b>	<b>-0,69</b>	<b>-0,551</b>	<b>-0,22</b>	1	<b>0,743</b>	<b>-0,49</b>	<b>-0,795</b>	<b>-0,668</b>	<b>-0,651</b>
ICDH	<b>-0,67</b>	<b>-0,82</b>	<b>-0,75</b>	<b>-0,5</b>	<b>0,743</b>	1	<b>-0,19</b>	<b>-0,921</b>	<b>-0,867</b>	<b>-0,741</b>
ICDS	-0,02	0,155	0,049	-0,15	<b>-0,49</b>	<b>-0,19</b>	1	<b>0,242</b>	0,156	0,174
Tx_anal_	<b>0,61</b>	<b>0,815</b>	<b>0,712</b>	<b>0,422</b>	<b>-0,8</b>	<b>-0,92</b>	<b>0,242</b>	1	<b>0,882</b>	<b>0,801</b>
Tx_non_sco_enf	<b>0,619</b>	<b>0,752</b>	<b>0,692</b>	<b>0,461</b>	<b>-0,67</b>	<b>-0,87</b>	0,156	<b>0,882</b>	1	<b>0,783</b>
Taux d'abandon_sco	<b>0,518</b>	<b>0,682</b>	<b>0,6</b>	<b>0,356</b>	<b>-0,65</b>	<b>-0,74</b>	0,174	<b>0,801</b>	<b>0,783</b>	1

En gras, valeurs significatives (hors diagonale) au seuil alpha=0,050 (test bilatéral)

En plus, la significativité du test de Bartlett rejette l'hypothèse que la matrice des corrélations est égale à la matrice d'identité, ce qui confirme la corrélation entre les variables présentées par la matrice de corrélation.

#### Test de sphéricité de Bartlett

Khi <sup>2</sup> (valeur observée)	3551,452
p-value (Signification de Bartlett)	,000

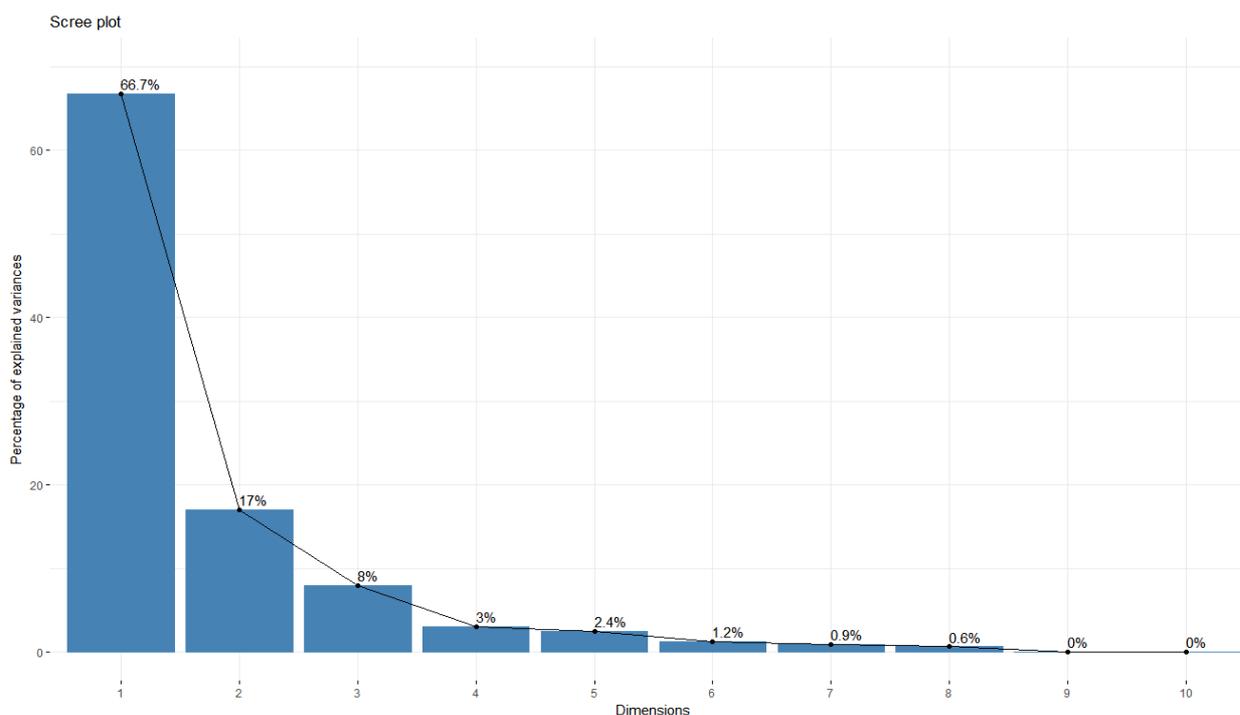
### 2.1.2. Tableau et diagramme des valeurs propres

Une première aide à l'interprétation importante est la qualité de la projection mesurée par l'inertie expliquée par chaque axe ou par un plan.

La lecture du tableau des valeurs propres ou du diagramme en barres des pourcentages d'inertie expliquée par chaque dimension, montre que la première dimension explique à elle seule 66,73 % de l'inertie totale. Si on se réfère aux pourcentages cumulés, on remarque que 83,7 % de la variance totale est expliquée par les deux premiers axes. Il sera donc utile de procéder à l'analyse sur le premier plan factoriel.

Tableau des valeurs propres

	Dim.1	Dim.2	Dim.3	Dim.4	Dim.5	Dim.6	Dim.7	Dim.8	Dim.9
<b>Valeur propre</b>	<b>6,673</b>	<b>1,704</b>	0,799	0,300	0,243	0,120	0,095	0,062	0,005
<b>% variance</b>	<b>66,732</b>	<b>17,037</b>	7,990	2,998	2,430	1,200	0,947	0,621	0,045
<b>% cumulé</b>	<b>66,732</b>	<b>83,769</b>	91,759	94,757	97,187	98,387	99,334	99,955	100,000

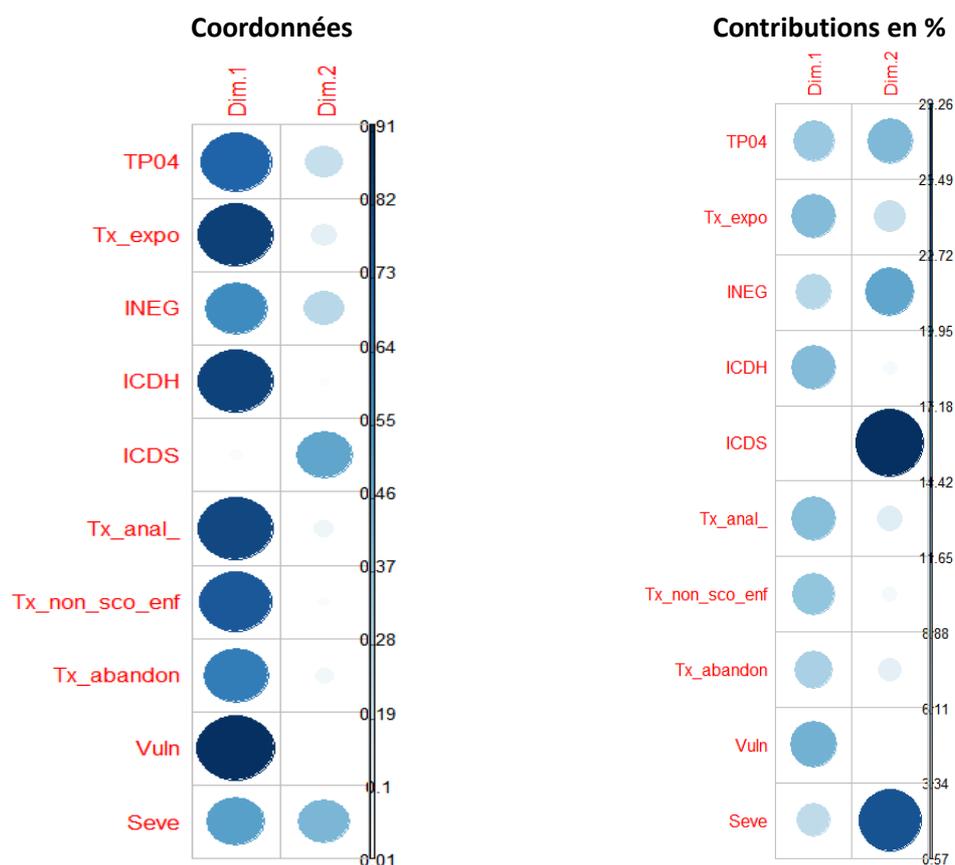


### 2.1.3. Tableau des coordonnées, contributions, et qualités de représentation

D'après ce tableau, on constate que le premier axe est celui sur lequel les coefficients de corrélation sont les plus élevés. Les variables *Vuln*, *tx\_expo*, *ICDH* et *Tx\_anal* contribuent plus que les autres à l'inertie expliquée par la première dimension, et en termes de qualité de représentation, on note que ces quatre variables sont les mieux représentées sur cet axe. La même remarque est constatée pour la variable *ICDS* concernant l'axe 2.

**Tableau : Coordonnées, contributions, et qualités de représentation des variables sur les première dimensions**

	Coordonnées		Contributions en %		Qualités de représentation	
	Dim.1	Dim.2	Dim.1	Dim.2	Dim.1	Dim.2
TP04	0,858	0,469	11,028	12,930	0,736	0,220
Tx_expo	0,922	0,338	12,747	6,725	0,851	0,115
INEG	-0,757	0,505	8,589	14,981	0,573	0,255
ICDH	-0,915	0,168	12,543	1,665	0,837	0,028
ICDS	0,195	-0,694	0,569	28,262	0,038	0,481
Tx_anal_	0,909	-0,275	12,390	4,433	0,827	0,076
Tx_non_sco_enf	0,876	-0,179	11,491	1,885	0,767	0,032
Tx_abandon_sco	0,796	-0,256	9,505	3,858	0,634	0,066
Vuln	0,953	0,116	13,611	0,786	0,908	0,013
Seve	0,709	0,646	7,527	24,476	0,502	0,417



#### 2.1.4. Analyse des résultats dans le plan factoriel

##### **Analyse du premier axe factoriel**

Interpréter un axe factoriel en termes de variables consiste à chercher les variables les mieux représentées sur cet axe que ce soient de coordonnées positives ou de coordonnées négatives.

Ainsi, le tableau ci-dessus montre que les variables *Vuln*, *tx\_expo*, *Tx\_anal\_*, *Tx\_non\_sco\_enf*, *TP04*, *Taux d'abandon*, *ICDH* et *INEG* contribuent pour plus de 92 % à l'inertie expliquée par cet axe.

L'interprétation d'un axe factoriel se complète en prenant en considération les communes qui contribuent le plus à l'inertie de l'axe. En effet, Le premier axe factoriel oppose, d'une part, les principales communes urbaines de la région qui ont de fortes valeurs pour la variable indice communal de développement humain et de faibles valeurs pour les variables de pauvreté, vulnérabilité, analphabétisme et taux d'abandon scolaire, et d'autre part les communes rurales qui enregistrent les plus fortes valeurs pour les variables : taux de pauvreté et taux d'analphabétisme, et les faibles valeurs pour l'indice communal de développement humain. Ceci indique que le premier axe factoriel peut être interprété comme étant un axe de niveau de vie et de développement humain.

##### **Analyse du deuxième axe factoriel**

L'analyse de la deuxième dimension révèle que les variables *ICDS*, *Seve* et *INEG* contribuent de 68 % à l'inertie expliquée par cet axe.

Concernant la contribution des communes, on peut conclure que la deuxième dimension oppose, les communes d' El Mansouria, Sidi El Mekki et Kasbat Ben Mchich qui ont des grandes valeurs pour l'indice communal de développement social (ICDS) et de faibles valeurs pour les deux indicateurs de sévérité et de pauvreté, aux communes rurales Oulad Aissa, Ziaida, Braksa et Riah les plus défavorisées de point de vue pauvreté, sévérité et indice communal de développement social et aux autres municipalités (communes urbaines) de faibles valeurs de pauvreté.

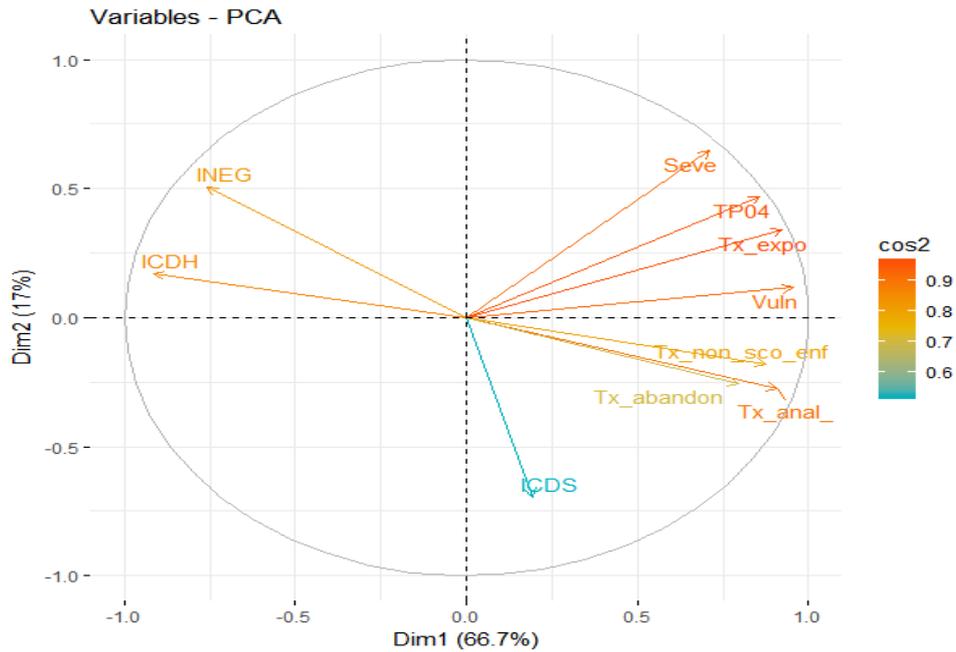
A ce niveau, apparaît la difficulté de donner une définition précise à cet axe. Par ailleurs, si on ignore les municipalités du fait que l'indice communal de développement social ne concerne que les communes rurales. On peut, donc interpréter le deuxième axe factoriel comme étant une dimension de performance social dans le sens d'accès à l'eau, à l'électricité et la proximité à une route goudronnée.

##### **Analyse dans le plan factoriel**

###### **- Projection des variables**

A ce propos, nous rappelons que le premier plan factoriel explique plus de 83,8 % de la variance totale. La projection graphique des variables sur ce plan est visualisée sur la carte factorielle suivante:

Figure : Représentation graphique des variables dans le plan factoriel (Dim.1, Dim.2)



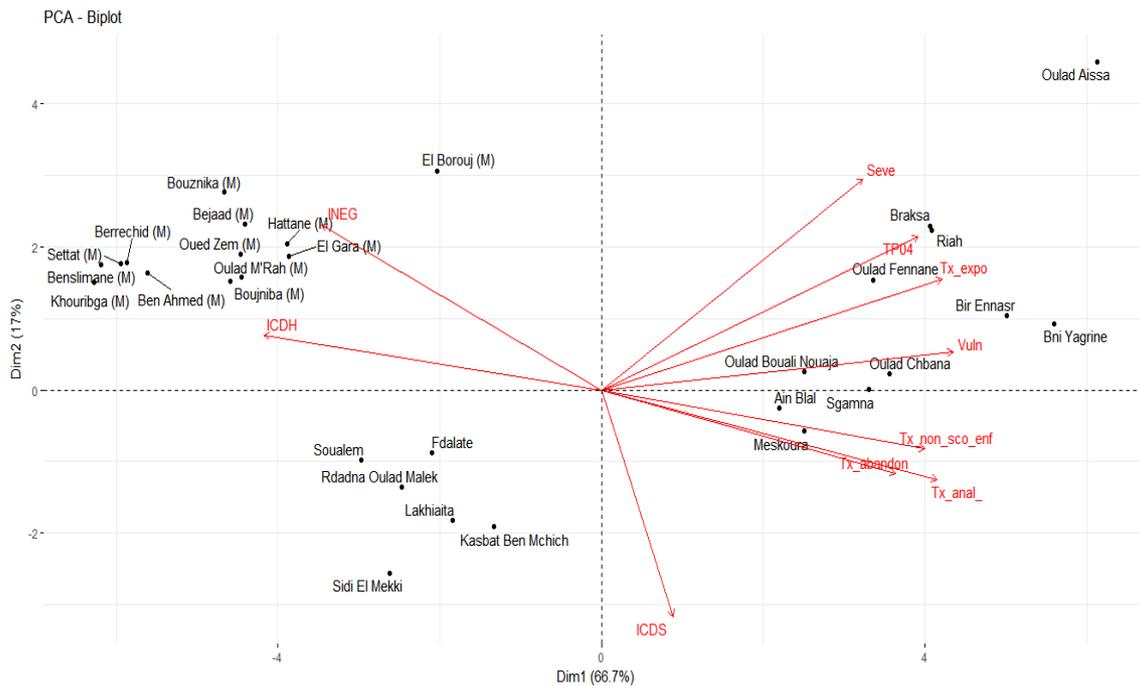
La lecture de cette carte, montre clairement que les axes variables *Vuln*, *TP04*, *Taux\_anal* et *Tx\_non\_sco\_enf* se dirigent dans le sens opposé des axes variables *ICDH* et *INEG*. Ceci indique qu'il y a une corrélation négative entre ces deux groupes de variables et une corrélation positive entre les variables au sein de chaque groupe. On retrouve alors la même conclusion tirée à partir de la matrice des corrélations.

Dans le même graphique, on constate que la variable *ICDS* est orientée dans le sens négatif de la dimension Dim.2, ce qui indique qu'il y a une corrélation négative entre cette variable et l'axe en question.

**- Projection des communes**

La projection graphique du nuage des individus sur le plan factoriel (Dim1, Dim.2) permet d'illustrer la position des communes de la région de Chaouia Ouardigha par rapport à chacune des dimensions. Elle permet également de regrouper les individus ayant des caractéristiques similaires. En premier lieu, on va représenter les 30 individus qui contribuent le plus à la construction des axes.

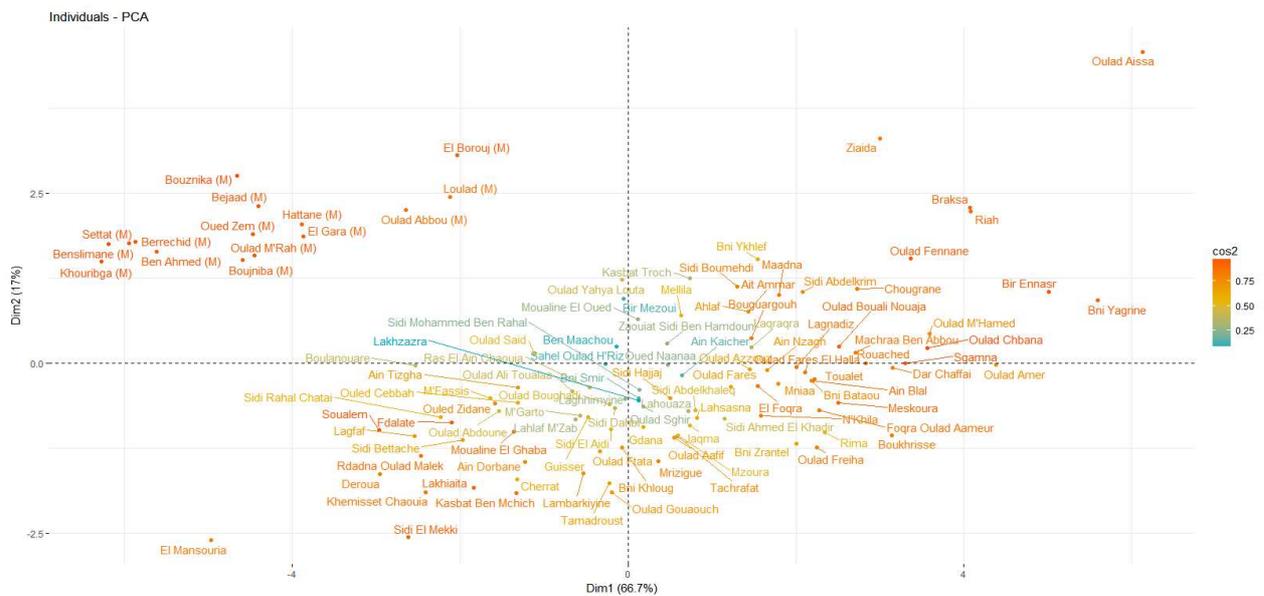
**Figure: Superposition graphique des points (communes) en fonction des cos2 et des variables dans le plan factoriel (Dim.1, Dim.2)**



Il ressort de cette figure, trois groupes de communes. La position des municipalités (points limitrophes à la municipalité de Khouribga) par rapport au premier axe (Dim.1) indique que ces communes sont les plus performantes en matière du développement humain et du niveau de vie. Leur position par rapport au deuxième axe n'a aucune signification vu que l'indice de développement social ne concerne que les communes rurales. Le deuxième groupe des points limitrophes à Sidi El Mekki renseigne sur la catégorie des communes rurales qui ont un niveau de développement humain et social relativement élevé. Enfin, le troisième groupe des communes qui affichent de faibles performances en matière de niveau de vie et de développement social, ce qui justifie la sélection de certaines de ces communes par le programme de l'INDH.

Par ailleurs, la représentation de l'ensemble des individus (117 communes) sur le plan factoriel montre que la majorité des points (communes) sont concentrés autour du centre, cela permet de conclure que les communes correspondantes ont une performance moyenne.

**Figure: Représentation graphique des points (communes) dans le plan factoriel (Dim.1, Dim.2)**



A ce niveau, il faut signaler qu'en raison de l'illisibilité des représentations graphiques de la majorité des points communes, il n'est pas possible de constituer des classes homogènes des communes. Pour ce faire, on va appliquer la Classification automatique hiérarchique sur la base des deux premières dimensions.

## 2.2. Classification Automatique Hiérarchique (CAH)

Les techniques de classification font appel à une démarche algorithmique itérative qui cherche à effectuer des regroupements d'individus statistiques les plus proches dans un espace à dimensions multiples. Le principe de l'algorithme consiste à créer, à chaque étape, une partition obtenue en agrégeant deux à deux les éléments les plus proches.

Pour réaliser la classification, on utilise :

- La métrique euclidienne pour mesurer les ressemblances entre individus étant donné que les variables sont quantitatives ;
- Le critère de Ward pour mesurer les ressemblances entre groupe d'individus.

La méthode d'agrégation de Ward repose sur la décomposition de la variance de telle sorte que la variance inter groupe reste la plus grande et la variance intra groupe la plus petite (classes homogènes).

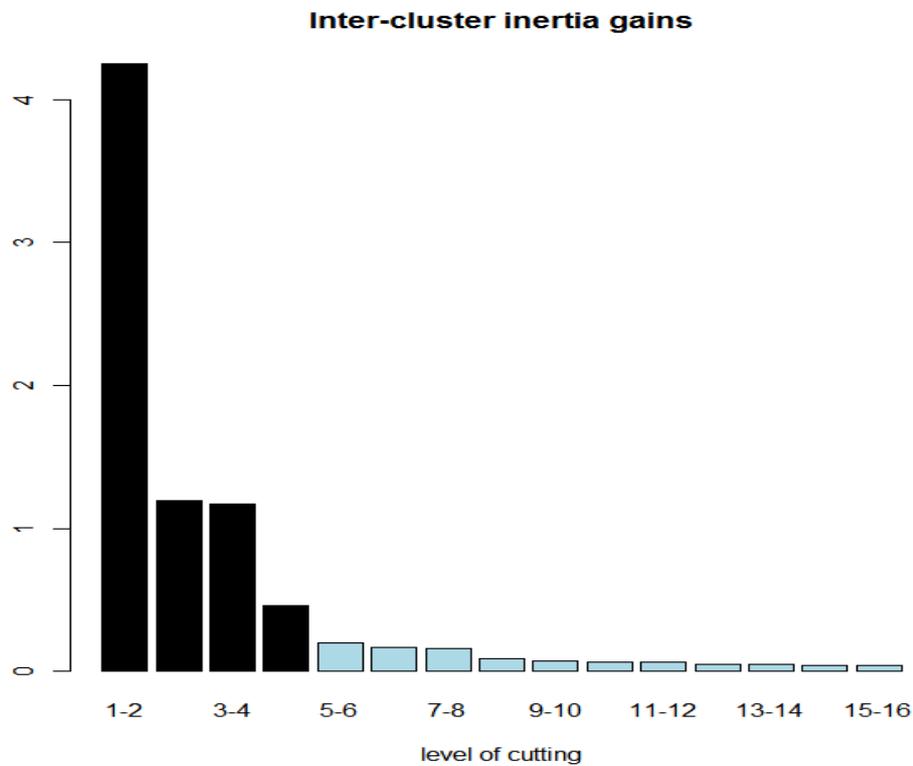
La technique de la CAH permet de constituer des classes qui regroupent des communes homogènes en termes de pauvreté multidimensionnelle. L'ACP réalisée sur les 10 variables du fichier permet d'extraire 2 facteurs avec un pourcentage de variance expliquée égal à 83,77 %. Il est utile, donc d'appliquer la CAH sur le premier plan factoriel (Dim.1, Dim.2)<sup>1</sup>.

### 2.2.1. Diagramme des indices de niveau

Pour analyser l'évolution de l'inertie pour différentes partitions, le diagramme suivant montre les pertes d'inertie inter (mesuré par le critère de Ward) lors du regroupement des classes.

<sup>1</sup> Les méthodes de classification sont introduites pour compléter les résultats des analyses factorielles. En effet, pour interpréter les graphiques factoriels illisibles, on se limite aux premiers axes factoriels qui constituent l'essentiel de la variance.

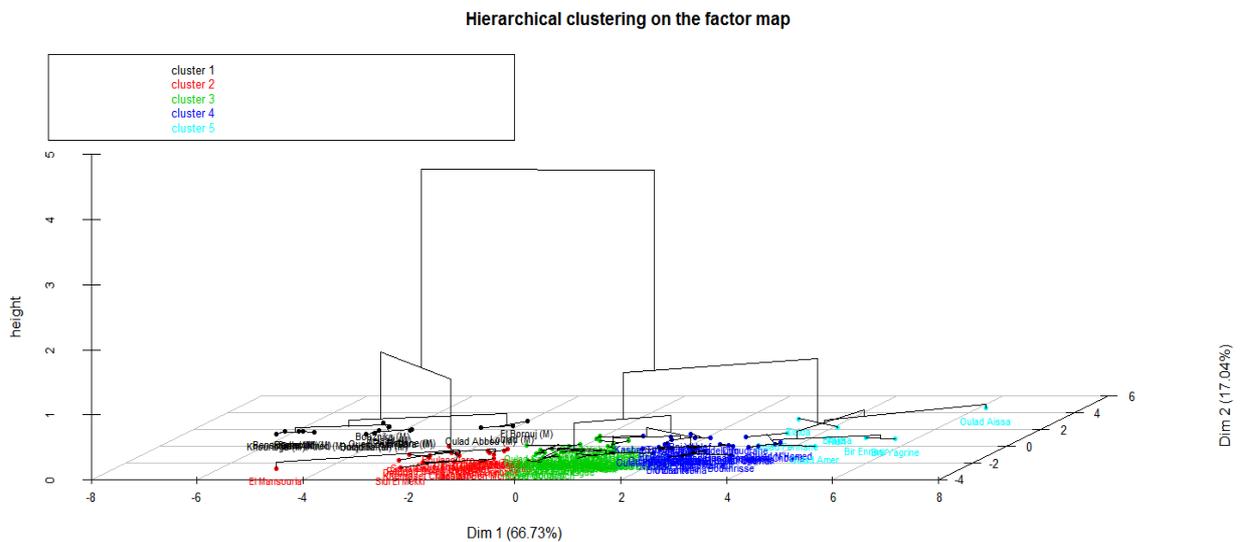
Pour déterminer le nombre de classes à retenir, on peut choisir d'arrêter de regrouper les classes quand le saut est faible, ce qui indique qu'on récupère peu d'information. Le découpage en 5 classes semble être une typologie acceptable.



### 2.2.2. Dendrogramme

La classification automatique hiérarchique basée sur la distance euclidienne et la méthode de Ward conduit à obtenir l'arbre de classification ou dendrogramme qui met en évidence les proximités entre les communes et entre les groupes de communes ayant des profils semblables. On peut aussi utiliser l'arbre de classification pour le choix du nombre de classes.

#### Arbre de classification ascendante hiérarchique des communes



Par ailleurs, la qualité de partition peut être déterminée à partir de l'arbre, des coefficients d'agrégation, du nombre d'individus, de la variabilité des individus ou encore en fonction de l'interprétabilité et la description des classes.

### 2.2.3. Classes de communes obtenues

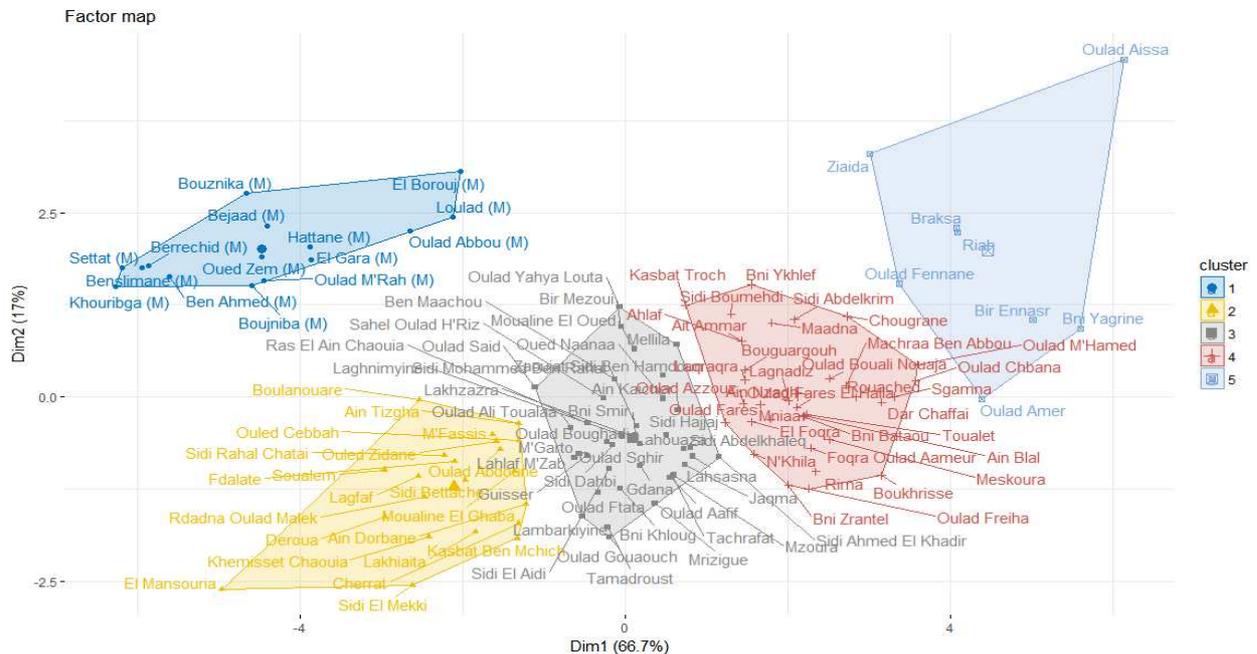
Le dendrogramme obtenu de la (CAH) permet de hiérarchiser l'ensemble des communes de la région de Chaouia ouardigha en cinq classes homogènes. Le tableau suivant présente les éléments de chacune de ces cinq classes<sup>1</sup>.

**Tableau : Classes des communes selon la CAH**

Classe1	Classe 2	Classe 3		Classe4		Classe5
Bejaad (M)	Ain Dorbane	Ain Kaicher	Oulad Ali Toualaa	Ahlaf	Oulad Azzouz	Bir Ennasr
Ben Ahmed (M)	Ain Tizgha	Ben Maachou	Oulad Boughadi	Ain Blal	Oulad Bouali Nouaja	Bni Yagrine
Benslimane (M)	Boulanouare	Bir Mezoui	Oulad Ftata	Ain Nzagh	Oulad Chbana	Braksa
Berrechid (M)	Cherrat	Bni Khloug	Oulad Gouaouch	Ait Ammar	Oulad Fares	Oulad Aissa
Boujniba (M)	Deroua	Bni Smir	Oulad Said	Bni Bataou	Oulad Fares El Halla	Oulad Amer
Bouznika (M)	El Mansouria	Gdana	Oulad Sghir	Bni Ykhlef	Oulad Freiha	Oulad Fennane
El Borouj (M)	Fdalate	Guisser	Oulad Yahya Louta	Bni Zrantel	Oulad M'Hamed	Riah
El Gara (M)	Kasbat Ben Mchich	Jaqma	Ras El Ain Chaouia	Bouguargouh	Rima	Ziaida
Hattane (M)	Khemisset Chaouia	Laghnimyine	Sahel Oulad H'Riz	Boukhrisse	Rouached	
Khouribga (M)	Lagfaf	Lahlaf M'Zab	Sidi Abdelkhaleq	Chougrane	Sgamna	
Loulad (M)	Lakhiaita	Lahouaza	Sidi Ahmed El Khadir	Dar Chaffai	Sidi Abdelkrim	
Oued Zem (M)	M'Fassis	Lahsasna	Sidi Dahbi	El Foqra	Sidi Boumehdi	
Oulad Abbou (M)	Moualine El Ghaba	Lakhzazra	Sidi El Aidi	Foqra Oulad Aameur	Toualet	
Oulad M'Rah (M)	Oulad Abdoune	Lambarkiyine	Sidi Hajjaj	Kasbat Troch		
Settat (M)	Ouled Cebbah	Mellila	Sidi Mohammed Ben Rahal	Lagnadiz		
	Ouled Zidane	M'Garto	Tachrafat	Laqraqra		
	Rdadna Oulad Malek	Moualine El Oued	Tamadroust	Maadna		
	Sidi Bettache	Mrizigue	Zaouiat Sidi Ben Hamdoun	Machraa Ben Abbou		
	Sidi El Mekki	Mzoura		Meskoura		
	Sidi Rahal Chatai	Oued Naanaa		Mniaa		
	Soualem	Oulad Aafif		N'Khila		

<sup>1</sup> Les communes affichées en couleur rouge, constituent les communes défavorisées et cibles du programme de l'INDH. Quant aux communes (en vert), elles représentent l'échantillon contrefactuel identifié par l'étude d'impact de l'INDH dans la région de Chaouia ouardigha réalisée par (Z.Lahrizi, 2016).

Pour caractériser les classes d'individus, on peut se baser sur le Parangon ou individu le plus proche du centre de chaque classe pour comprendre comment se comporte la moyenne d'une classe<sup>1</sup>.



Il est important de signaler, à ce niveau, que 5 communes rurales parmi 6 cibles de l'INDH figurent dans la classe 5. Toutefois, cette classification ne permet pas de décrire les classes obtenues, ni de distinguer entre les classes. Se pose alors la question sur les variables qui caractérisent le mieux la partition. Pour ce faire, on va analyser les caractéristiques des indicateurs les plus discriminants entre les classes en appliquant l'Analyse factorielle discriminante.

### 2.3. Analyse factorielle discriminante (AFD)

La technique de l'Analyse factorielle discriminante permet non seulement de valider des résultats mais également de dégager les indicateurs de performance qui discriminent le plus entre les classes de communes tout en fournissant les caractéristiques de chaque classe.

L'AFD a un objectif descriptif qui consiste en la recherche des combinaisons linéaires des variables, qui permettent de séparer au mieux les 5 classes d'individus définies préalablement. Elle a aussi un objectif décisionnel du fait qu'elle prévoit la classe d'affectation d'un nouvel individu (commune) décrit par les mêmes variables quantitatives.

#### 2.3.1. Sélection des indicateurs les plus discriminants

Les valeurs des coefficients non standardisés de la fonction linéaire discriminante permettent d'utiliser directement les valeurs des variables explicatives pour calculer la coordonnée factorielle ou score discriminant de la fonction discriminante (D. Desbois, 2003).

En analysant les partitions obtenues par la (CAH) et en se basant sur les variables d'étude, l'application de l'AFD permet d'obtenir :

- Les coefficients des quatre droites discriminantes (nombre de classes -1)

<sup>1</sup> Le Parangon peut être utile pour les praticiens qui connaissent parfaitement les données. Mais, dans la plupart des études de cas, on se base sur les variables qui caractérisent le mieux les classes d'individus.

---

**Tableau : Coefficients des fonctions discriminantes**

Variable	1	2	3	4
TP04	1,513	-1,650	-0,428	0,131
tx_expo	-0,364	0,526	0,413	0,409
INEG	-0,362	-0,075	0,494	0,174
ICDH	-7,501	14,824	0,599	10,575
ICDS	8,539	2,539	-1,168	1,011
Tx_anal_	0,018	0,040	-0,006	-0,021
Tx_non_sco_enf	0,008	0,064	0,063	-0,017
Taux d'abandon_sco	0,034	0,020	0,038	-0,045
Seve	-6,730	3,542	-1,543	-4,314
(Constante)	11,920	-9,951	-26,033	-18,499

---

- La matrice de structure qui renseigne sur les indicateurs les plus discriminants<sup>1</sup> :

---

**Tableau : Matrice de structure**

	1	2	3	4
INEG	-0,286	0,018	0,275	0,147
TP04	0,223	<b>-0,809</b>	0,182	-0,002
Seve	0,098	-0,791	0,043	-0,125
tx_expo	0,280	-0,714	0,286	0,104
Vuln	<b>0,429</b>	-0,498	0,401	0,242
Taux d'abandon_sco	0,272	-0,102	<b>0,594</b>	-0,417
Tx_non_sco_enf	0,279	-0,189	<b>0,552</b>	-0,423
Tx_anal_	0,362	-0,182	0,440	-0,353
ICDS	0,261	0,246	-0,425	0,276
ICDH	-0,331	0,296	-0,386	<b>0,418</b>

---

La lecture de la matrice de structure montre que les variables *Vuln*, *TP04*, *Taux d'abandon\_sco* et *ICDH* sont les variables les plus discriminantes pour les quatre fonctions discriminantes respectivement.

Quand au test d'égalité des moyennes des classes, les résultats affichés dans le tableau suivant, révèlent qu'il y a une différence significative ( $\alpha=5\%$ ) entre les moyennes des cinq classes pour toutes les variables. Ainsi, les dix variables permettent de donner une définition à chaque classe en termes d'ampleur de la pauvreté multidimensionnelle.

Par ailleurs, La statistique de Fisher, montre bien que les variables de pauvreté monétaire contribuent le plus à la constitution des classes. Une autre statistique conduit au même résultat, le Lambda de Wilks qui est constitué par le rapport de la variance intra-classe à la variance totale. Toute chose égale par ailleurs, les indicateurs les plus discriminants affichent les valeurs de Lambda de Wilks les plus

---

<sup>1</sup> Une variable est jugée la plus discriminante entre les classes si son coefficient dans la matrice de structure est le plus grand en valeur absolue.

faibles.

**Tableau : Tests d'égalité des moyennes des groupes**

	Lambda de Wilks	F	ddl1	ddl2	Signification
<b>TP04</b>	0,236	<b>90,613</b>	4	112	0,000
<b>tx_expo</b>	0,240	<b>88,749</b>	4	112	0,000
<b>INEG</b>	0,292	<b>71,143</b>	4	112	0,000
<b>ICDH</b>	0,319	59,899	4	112	0,000
<b>ICDS</b>	0,419	38,888	4	112	0,000
<b>Tx_anal_</b>	0,305	63,676	4	112	0,000
<b>Tx_non_sco_enf</b>	0,396	42,729	4	112	0,000
<b>Taux d'abandon_sco</b>	0,415	39,415	4	112	0,000
<b>Vuln</b>	0,271	<b>75,492</b>	4	112	0,000
<b>Seve</b>	0,286	<b>69,847</b>	4	112	0,000

### 2.3.2. Interpretation des classes

Pour proposer une définition à chacune des cinq classes en termes de niveau de vie et de développement humain et social, on se base sur les moyennes et les écarts types des dix indicateurs qui contribuent tous à la constitution des classes.

**Tableau : Moyennes et écarts types des variables au sein des cinq classes**

	classe1		classe2		classe3		classe4		classe5	
	Moyenne	Ecart-type								
TP04	10,9847	2,8909	12,863	2,4331	19,9463	2,524	20,5735	3,2885	31,802	5,3126
Vuln	14,4833	2,9664	19,0503	2,2172	22,8313	1,2157	23,9419	1,493	26,36	0,6884
Seve	1,3633	0,4225	1,4396	0,2765	2,1547	0,3717	2,1762	0,4947	4,004	1,0239
INEG	42,8213	1,7281	34,7212	1,5023	35,3911	1,9015	33,4435	1,1557	33,462	1,0551
Humain	0,6769	0,0371	0,5802	0,0382	0,5576	0,0348	0,5003	0,0395	0,4936	0,02
Social	-	-	0,4331	0,1438	0,3531	0,0967	0,335	0,1196	0,2524	0,0781
Tx_anal_	33,3883	6,0911	55,0509	8,2367	57,4741	5,8799	68,9477	4,9243	63,8867	7,9964
Tx_non_sco_enf	9,1563	3,0713	22,7329	7,0623	25,281	6,5035	35,4774	6,4544	30,193	5,2119
Taux d'abandon_sco	21,7456	10,1608	44,3364	12,1949	45,0927	8,5078	63,6697	8,0116	48,8219	7,7366
tx_expo	25,468	5,8128	31,913	4,6064	42,7776	3,5887	44,5154	4,5825	58,162	5,24

L'examen des données du tableau permet de constater que, La classe 1 regroupe les communes qui ont les taux de pauvreté monétaire et non monétaire les plus faibles et le niveau de développement humain le plus élevé. Ce résultat paraît très logique du fait que cette classe est constituée par l'ensemble des communes urbaines de la région. Ce qui confirme les disparités spatiales entre le milieu urbain et rural en matière de pauvreté multidimensionnelle.

La classe 2 est constituée des communes qui enregistrent les meilleurs résultats en milieu rural. Ces communes rurales bénéficient des opportunités de développement et d'emploi qu'offrent leur situation géographique, du fait que la plupart sont situées au nord de la région, limitrophes du grand Casablanca et des autres villes de la région.

La classe 3 regroupe les communes rurales ayant des valeurs intermédiaires au niveau de l'ensemble des variables et par conséquent un niveau moyen en termes de pauvreté multidimensionnelle.

Au niveau de la classe 4, elle rassemble, les communes rurales ayant des taux de pauvreté monétaire élevés, un indice de développement social en dessous de la moyenne et des indicateurs de pauvreté éducationnelle les plus élevés.

la classe 5 affiche les taux les plus élevés des indicateurs de pauvreté monétaire, de vulnérabilité, de

sévérité, d'une part, et les valeurs les plus faibles au niveau de l'indice communal de développement humain et l'indice communal de développement social. Ceci implique que la classe 1 regroupe les communes les plus défavorisées en termes de niveau de vie et de développement dans son aspect multidimensionnel.

#### 2.3.4. Validation des résultats de la classification

Quelle que soit la méthode de classification utilisée, l'estimation de l'erreur de classement est intéressante puisqu'elle permet d'évaluer la qualité de la discrimination.

En pratique, on subdivise les données en deux sous ensembles disjoints : l'ensemble d'apprentissage (learning set) qui sert à élaborer le modèle de prédiction et l'ensemble de test (test set) qui sert à mesurer les performances. L'erreur de classement pourra alors être estimée sans biais sur l'échantillon test.

Cette procédure, appelée échantillon-test, a l'avantage de fournir des estimations non biaisées un pourcentage de bien-classés et de mal-classés (D.Desbois, 2003). En d'autre terme, l'erreur en test est un estimateur non biaisé du modèle construit sur la partie apprentissage.

L'application de cette technique de partition sur les données (117 communes) a permis de diviser l'ensemble en un échantillon d'apprentissage (100 communes) et un échantillon test ou indépendant (17 communes).

Le tableau ci-dessous résume les résultats du classement de l'AFD.

**Tableau: Résultats du classement de l'AFD**

		Classe(s) d'affectation prévue(s)					Somme	
		Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5		
Observations sélectionnées	Original	Classe 1	14	0	0	0	0	14
		Classe 2	0	18	1	0	0	19
		Classe 3	0	1	30	1	0	32
		Classe 4	0	0	1	27	0	28
		Classe 5	0	0	0	0	7	7
		Somme	14	19	32	28	7	100
Observations non sélectionnées	Original	Classe 1	1	0	0	0	0	1
		Classe 2	0	2	0	0	0	2
		Classe 3	0	1	6	0	0	7
		Classe 4	0	0	0	6	0	6
		Classe 5	0	0	0	0	1	1
		Somme	1	3	6	6	1	17

Par comparaison au classement obtenu par la (CAH), on constate que 96,0 % des observations originales sélectionnées (échantillon d'apprentissage) sont classées correctement, C'est-à-dire que quatre communes sont reclassées, soit un taux d'erreur de 4 %. De même, l'échantillon indépendant regroupant le reste des individus non sélectionnés affiche un taux réel de bien-classés de 94,1 %.

#### 2.4. Cartographie de la pauvreté multidimensionnelle dans la région : Typologie des communes de la région

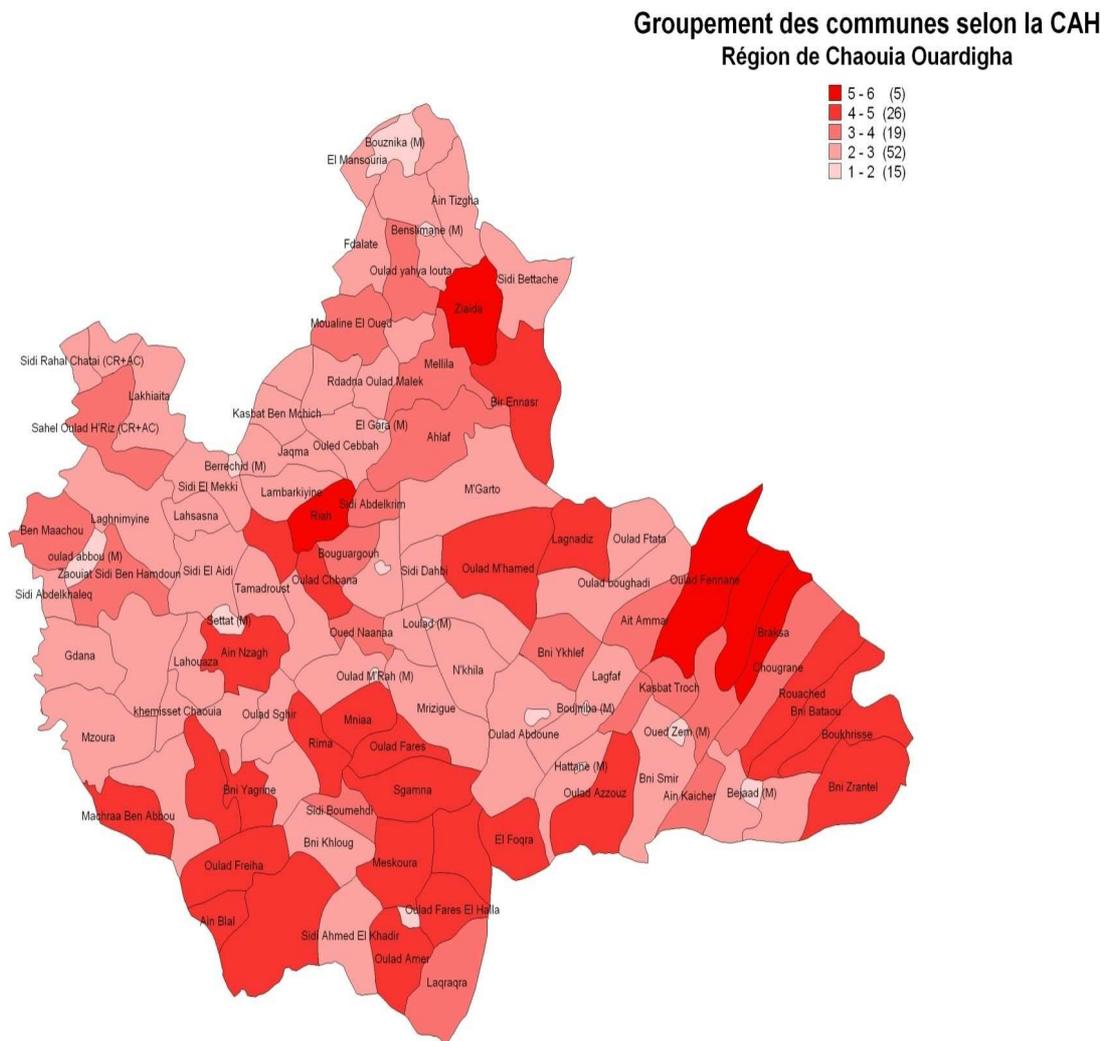
Les résultats de la classification sont visualisés sur la carte ci-dessous, qui met en évidence la distribution cartographique de la pauvreté multidimensionnelle des communes de la région.

De même, l'examen de cette carte permet de dégager les principales remarques suivantes :

- ✓ La majorité des municipalités et les communes rurales situées dans le nord de la région sont caractérisées par une bonne performance;

- ✓ La pauvreté multidimensionnelle sévit avec plus d'ampleur et de sévérité en se déplaçant vers le sud et le sud Est. Et ce pour les quatre provinces de la région.
- ✓ Trois grandes espaces de multi-pauvreté se distinguent dans la région
  - Couloir reliant CR Oulad Chbana à la CR de Ziaida ;
  - Rectangle Bni Yagrine, Ain Blal, Oulad Amer et Sgamna dans le sud de la province de Settat ;
  - L'axe Oulad Fenane - Bni Zrantel limitrophe à la province de Khenifra.

**Figure : Carte Typologie des communes**



### 3. Application de l'analyse typologique de la pauvreté multidimensionnelle sur les données provinciales

Au-delà de l'importance de la hiérarchisation de la pauvreté multidimensionnelle à des niveaux géographiques plus fins tels que les communes, cette approche d'analyse multivariée peut être projetée au niveau d'autres entités géographiques pour constituer des clusters de provinces, de régions ou de quartiers.

Sur le plan empirique, le Haut commissariat au plan a conçu en 2014, la cartographie de la pauvreté des provinces du Maroc en se référant à l'approche monétaire de la Banque Mondiale et la cartographie de la pauvreté multidimensionnelle (non monétaire) basée sur des indicateurs de privation tels que définis par l'approche d'OPHI<sup>1</sup>. Par ailleurs, certes l'approche non monétaire est une approche multidimensionnelle basée sur un indice composite des conditions de vie, mais ne prend pas en considération l'aspect essentiel des niveaux de vie des ménages qu'est l'aspect monétaire (A.Ezzrari, 2011).

Notre démarche consiste à proposer une nouvelle typologie des provinces du Maroc en analysant conjointement les deux familles d'indicateurs monétaires et non monétaires.

**Tableau : Dimensions et variables monétaires et non monétaires**

Dimensions		Composantes /variables
Monétaire		Pauvreté relative 2014
		Volumétrique 2014
		Sévérité 2014
		Vulnérabilité 2014
Santé		Handicap
		Mortalité infantile
Education		Scolarisation des enfants
		Nombre d'années de scolarité des adultes
Non monétaire	Conditions de vie	Electricité
		Eau potable
		Assainissement
		Sol
		Mode de cuisson
		Détention d'actifs

Ainsi, l'application des méthodes factorielles et de classification automatique sur la matrice (provinces, variables) a permis de constituer 4 classes homogènes de point de vue analyse multidimensionnelle de la pauvreté. La caractérisation des clusters de provinces révèle la description suivante :

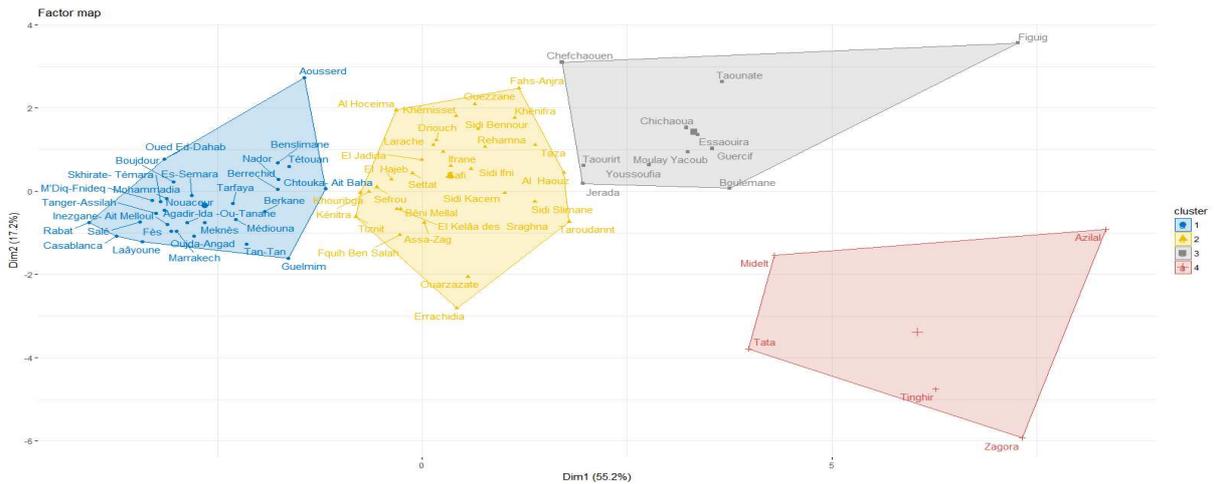
Classe 1 : regroupe les provinces ayant un profil de pauvreté multidimensionnelle légère (Grandes villes et les provinces des régions de sud)

Classe 2 : est constituée des provinces affichant un niveau moyen en termes de pauvreté multidimensionnelle.

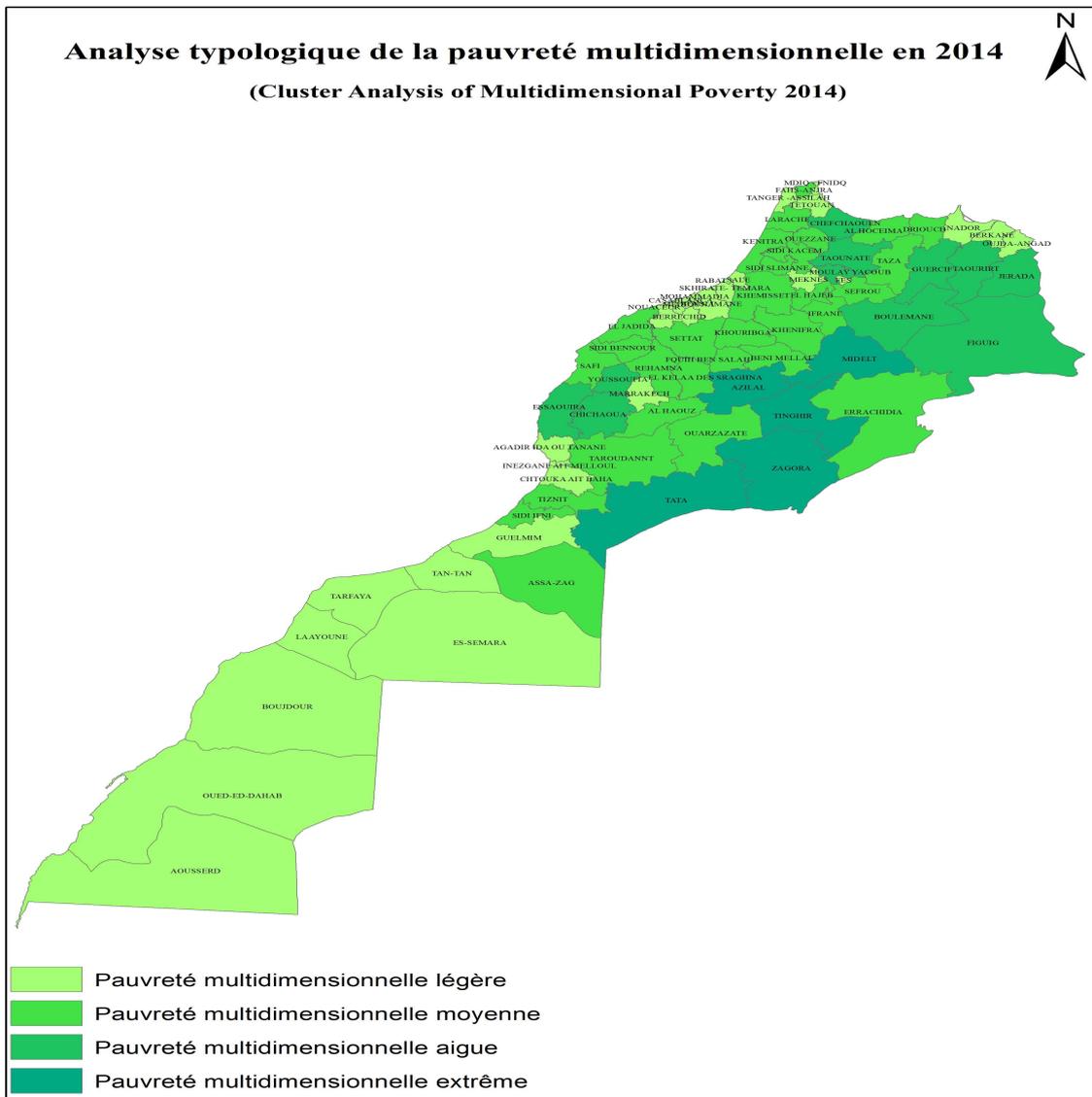
Classe 3 : rassemble les provinces caractérisées par une pauvreté multidimensionnelle aigue.

Classe 4 : regroupe les zones les plus défavorisées de point de vue pauvreté multidimensionnelle.

<sup>1</sup> OPHI : Oxford Poverty and human development initiative, Université Oxford.



La carte thématique de la typologie des provinces selon la pauvreté multidimensionnelle est très significative du fait que les zones les plus reculées sont les plus exposées à la pauvreté sous ses différentes facettes.



## Conclusion

La présente étude a pour objectif d'examiner le mode de ciblage territorial adopté par l'INDH, et qui a suscité des reproches et des interrogations des acteurs, des décideurs et des chercheurs sur la liste des communes touchées par l'INDH. En fait, l'approche de ciblage basée principalement sur la pauvreté monétaire ne répond ni à l'aspect multisectoriel de l'INDH ni à l'aspect multiple des déficits en matière de développement humain.

Pour éliminer le biais de la sélection et optimiser le ciblage spatial, il aurait été plus opportun d'opter pour une mesure multidimensionnelle de la pauvreté. Depuis l'avènement de l'approche des capacités d'A.Sen et d'autres écoles, la multidimensionnalité de la pauvreté est universellement reconnue. D'autant plus que, le système statistique régional offre différents indicateurs de pauvreté monétaire et non monétaire.

Sur le plan opérationnel, le Maroc a élaboré des cartes de pauvreté monétaire qui ont servi au ciblage des communes par l'INDH, et une approche de pauvreté non monétaire en se basant sur un indicateur de pauvreté multidimensionnelle. Par ailleurs, la logique de l'INDH stipule une hiérarchisation des communes selon la pauvreté multidimensionnelle qui tient compte à la fois des aspects monétaires et non monétaires des niveaux de vie des ménages.

C'est dans cette vision, que notre modeste recherche a proposé une nouvelle approche d'analyse typologique de la pauvreté multidimensionnelle (Cluster analysis of multidimensional povrety). La démarche adoptée est basée sur les méthodes factorielles (ACP) et de classification automatique (CAH) permettant ainsi de dépasser le cadre restreint de l'analyse unidimensionnelle de la pauvreté ou des corrélations prises deux à deux. L'analyse discriminante a permis de caractériser chacune des classes obtenues de point de vue niveau de développement humain et de prévoir le classement d'un nouvel individu (commune ou province).

En guise de conclusion, dans notre démarche, l'accent est mis sur une approche multidimensionnelle de la pauvreté qui :

- (i) Tient compte des différentes variables monétaires et non monétaires observées par les recensements, autres enquêtes statistiques et études régionales ;
- (ii) Optimise le gain informationnel des indicateurs quantitatifs disponibles au niveau géographique le plus fin ;
- (iii) Répond au besoin des programmes de développement pour un ciblage territorial multivarié.

Un tel ciblage permet aux décideurs d'optimiser les ressources et les moyens de lutte contre la pauvreté, en dépassant le cadre figé des limites administratives et en se focalisant sur les zones touchées par les différentes formes de pauvreté (monétaire et non monétaire).

La typologie des communes de la région de Chaouia ouardigha ou celle des provinces du Maroc ainsi proposées, représentent une nouvelle cartographie multivariée de la pauvreté et par là même un outil de ciblage territorial multidimensionnel et d'aide à la décision. Son acuité est telle qu'il peut servir comme *Baseline information* pour les évaluations d'impact des politiques publiques de développement humain, dont notamment l'initiative nationale pour le développement humain.

## Bibliographie

- [1] Abdelkhalek.T., Ejjanoui F., « Approche multidimensionnelle de la pauvreté: Présentation théorique et Application au cas de la ville de Marrakech », Working paper 513, 2010.
- [2] Asselin.L.M, Dauphin.A. « Mesure de la pauvreté: Un cadre conceptuel », CECI, 2000.
- [3] Asselin.L.M., « Pauvreté multidimensionnelle », IMG, 2002.
- [4] Ben Hassine.O., « Analyse de la pauvreté multidimensionnelle de la France », 2006.
- [5] Benzecri.J.P, et Coll., « Analyse des données ». Tome 1, 3<sup>ème</sup> édition Dunod. Paris, 1970.
- [6] Bourguignon.F et Chakravaty.S.R. «Multidimensional Poverty Orderings», DELTA Working Paper, 2002.
- [7] Bibi.S., « Measuring Poverty in a Multidimensional Perspective: A Review of literature », PMMA working paper, 2005.
- [8] Carlier.A, « Analyse des données multidimensionnelles: Méthodes factorielles» , Laboratoire des statistiques et probabilités, université de Toulouse.
- [9] Cerioli.A. et Zani.S., « A Fuzzy Approach to the Measurement of Poverty», 1990.
- [10] Chiappero.E.M. , « A Multidimensional Assessment of Well Being based on Sen's Functioning Approach », Forthcoming in Rivista Internazionale di Scienze Sociali, n° 2, 2000.
- [11] Desbois.D., « Une introduction à l'analyse discriminante avec SPSS pour Windows », La Revue MODULAD, 2003.
- [12] Diagne.O.D, Fayeb.O et Fayec.O, « Noyau dur de la Pauvreté en Sénégal », cahier de recherche, 2005.
- [13] Ezrari.A.,« Formes monétaire et multidimensionnelle de la pauvreté, Cartographie et interférence en 2004», les Cahiers du Plan, N° 34, mai-juin 2011.
- [14] Jacques.J, «Modélisation statistique», Polytech'Lille département G.I.S.
- [15] Ki.J.B., Faye S., Faye B., « Pauvreté multidimensionnelle au Sénégal par les besoins de base: une approche non monétaire par», Cahier de recherche PMMA, 2005.
- [16] Luzzi.G.F, Fluckiger.Y, Weber.S., « A cluster of Multidimensional Poverty in switzerland », cahier de recherche HEG, 2006.
- [17] Maasoumi, E., and G. Nickelsburg , « Multivariate Measures of Well Being and an Analysis of Inequality in the Michigan Data, », Journal of Business and Economic Statistics, 1998.
- [18] Maggio.G., « Multidimensional analysis of Povrety Dynamic in Great Britain », ISER working papers, 2004.
- [19] Ningyane.P et Tiomela.Y., « Le ciblage de la multi-pauvreté par les scores dimensionnels avec application sur les données camerounaises », 2007;
- [20] Ravallion.M, «Comparaison de la pauvreté: concepts et méthodes», Document travail n°122, Février, 1996.
- [21] Razafindrakoto.M, Roubaud.F., «Les multiples facettes de la pauvreté dans un pays en développement : le cas da la capitale malgache», Economie et statistique N° 383-384-385, 2005.
- [22] Raoult.J.P., « Cours de statistique et analyse des données», Ecole nationale des ponts et chaussées, 2004.
- [23] Sen.A., «Commodities and Capabilities», North-Holland, Amsterdam, 1985.
- [24] Sen A., «Welfare, Freedom and Social Choice: a reply», Recherches économiques de Louvain, 1991.
- [25] Saporta., «Probabilités, analyse des données et statistiques», Edition TECHNIP, 1990.
- [26] Sautory.O, Vong.C.W.S.(1992), « Une étude comparative des méthodes de Discrimination et de Régression logistique » INSEE, 1992.
- [27] Silber.J., « Measuring poverty: taking a multidimensional perspective » Revista de Economía Pública, 2007.
- [28] Sylla.K, Gbougue.M et E.Kouadio., « Une approche multidimensionnelle de la pauvreté appliquée à la Côte d'Ivoire » CIREs, 2004.

[29] Volle, M., «Analyse des données», 3<sup>ème</sup> édition, Economica-Paris, 1993.