



Application de la méthode Alkire Foster en Belgique (MEqIn, 2016)

Recherche critique des limites et propositions d'améliorations

Mémoire réalisé par
Antoine Sluysmans

Promoteur
François Maniquet

Lecteur
Benoit Decerf

Année académique 2017 - 2018

En vue de l'obtention du titre académique de
**Master (120) en sciences économiques, orientation générale
à finalité spécialisée**

Remerciements

Je remercie toutes les personnes qui m'ont aidé tout au long de ce travail : mes parents pour m'avoir soutenu moralement et m'avoir permis de faire ces études passionnantes, ma mère Carine pour son aide précieuse et son expertise, et ma compagne Eliane pour m'avoir encouragé et supporté pendant la réalisation de ce mémoire.

Je remercie l'équipe MEqIn de m'avoir autorisé l'accès à cette base de données si riche. Je remercie Bart Capéau pour avoir répondu avec intérêt et curiosité à toutes mes questions. J'exprime mes remerciements particuliers à François Maniquet, mon promoteur, pour le soutien qu'il m'a fourni lors de mes questionnements. Je remercie aussi le lecteur Benoit Decerf pour avoir consacré son temps à la lecture de ce mémoire.

Table des matières

Introduction	1
Chapitre 1 Contexte.....	2
1.1 La pauvreté multidimensionnelle	2
1.2 Incompréhensions et critiques de la méthode Alkire Foster.....	3
1.3 Le cas belge	5
Chapitre 2 La méthode Alkire Foster	6
2.1 Présentation	6
2.2 Mesures obtenues	7
2.3 Premières remarques.....	8
Chapitre 3 La base de données MEqIn	9
3.1 Construction de la base de données	9
3.2 Formulaire et informations demandées	10
Chapitre 4 Application de la méthode Alkire Foster	11
4.1 Choix de l'unité d'analyse	11
4.2 Méthodes de sélection des dimensions, variables et seuils	11
4.3 Dimensions, variables et seuils pris en compte	13
4.4 Statistiques sommaires sur les indicateurs.....	19
4.5 Mesures de pauvreté multidimensionnelle M_0	20
4.5.1 Mesures de pauvreté multidimensionnelles M_0 sur des sous-groupes.....	23
4.5.2 Constats pour des politiques ciblées	27
4.6 Variables ordinales et mesures de pauvreté multidimensionnelle M_1 , M_2 , et M_a	27
Chapitre 5 Analyse de sensibilité	28
5.1 Indicateurs	28
5.2 Seuils de carence	29
5.3 Seuil de pauvreté k	30
5.4 Structure de pondération.....	31
5.5 Tests de robustesse pour différents seuils de pauvreté k et pondérations.....	35
Chapitre 6 Remarques et recommandations.....	39
Conclusion	41
Références bibliographiques	44

Liste des tableaux

Tableau 4.1 –	Récapitulatif des dimensions et indicateurs sélectionnés	17
Tableau 4.2 –	Rang de corrélation de Spearman des indicateurs sélectionnés	18
Tableau 4.3 –	Incidence des carences au niveau des indicateurs	19
Tableau 4.4 –	Distribution du nombre de carences, au niveau des indicateurs.....	19
Tableau 4.5 –	Caractérisation de la population par rapport aux carences, au niveau des indicateurs.....	20
Tableau 4.6 –	Mesures de pauvreté multidimensionnelle par niveau de seuil de pauvreté k , pondération égale.....	21
Tableau 4.7 –	Profil de la pauvreté multidimensionnelle par sous-groupe, pondération égale	24
Tableau 5.1 –	Mesures de pauvreté multidimensionnelle par indicateur sélectionné pour la perception de l'individu par rapport à sa situation, pondération égale	29
Tableau 5.2 –	Mesures de pauvreté multidimensionnelle par seuil sélectionné pour l'indicateur « Diplôme », pondération égale.....	29
Tableau 5.3 –	Contribution à M_0 par dimension, par seuil sélectionné pour l'indicateur « Diplôme », pondération égale.....	30
Tableau 5.4 –	Mesures de pauvreté multidimensionnelle selon la méthode de pondération.....	33
Tableau 5.5 –	Contribution à M_0 , par indicateur, par méthode de pondération ($k = 0,333$ pour les pondérations égale et objective, $k = 0,500$ pour la pondération IPM').....	34

Liste des figures

Figure 4.1 –	Contribution de chaque dimension et indicateurs, pondération égale et $k = 0,333$	22
Figure 4.2 –	Contribution de chaque dimension au M_0 par sous-groupe, pondération égale et $k = 0,333$	26
Figure 5.1 –	Variation de M_0 , H et A en fonction de k , pondération égale	31
Figure 5.2 –	Variation des M_0 par tranche d'âge en fonction de k , pondération égale	36
Figure 5.3 –	Variation des M_0 par tranches d'âge en fonction de la pondération, $k =$ au minimum deux dimensions en carence.....	37
Figure 5.4 –	Variation des M_0 par rôle linguistique en fonction de k , pondération égale...	38
Figure 5.5 –	Variation des M_0 par rôle linguistique en fonction de la pondération, $k =$ au minimum deux dimensions en carence.....	38

Introduction

Ce travail porte sur la méthode Alkire Foster (AF) qui permet d'obtenir un ensemble de mesures de pauvreté multidimensionnelle. Cette méthode se base sur l'approche de comptage des capacités, et applique un double seuil pour identifier un individu comme étant pauvre ou non sur le plan multidimensionnel. Il s'agit d'une méthodologie reconnue et flexible qui peut accommoder différents indicateurs, pondérations et seuils. Cependant, elle présente des limites, dont celle de devoir effectuer de nombreux compromis concernant ses différents paramètres. Nous appliquons l'ensemble des étapes de la méthode AF empiriquement sur la base de données belge MEqIn (2016) à l'aide du logiciel statistique Stata. Cette analyse de la pauvreté multidimensionnelle en Belgique et de ses dimensions fournit des informations sur la population, mais aussi sur des sous-groupes qui la constituent. Une analyse de sensibilité des résultats démontre que les paramètres ont effectivement un effet important sur les résultats. Nous formulons des remarques sur cette méthode et proposons des recommandations pour traiter les différentes limites, dont la question des compromis.

Le cheminement de notre travail est établi comme suit. Le chapitre 1 situe brièvement notre sujet dans la littérature : la pauvreté multidimensionnelle, les discussions déjà existantes à propos de la méthode AF, et la pauvreté multidimensionnelle dans le cas belge. Le chapitre 2 présente la méthode AF et les mesures obtenues. Des premières remarques à son égard y sont déjà mentionnées, dont les contraintes liées aux données. Le chapitre 3 introduit la base de données utilisée (MEqIn), notamment la méthode de sélection de l'échantillon et les informations qu'elle contient.

Le chapitre 4 aborde l'application de la méthode AF à notre base de données. Nous définissons d'abord les différents choix à effectuer, en commençant par l'unité d'analyse. Nous présentons ensuite la méthode de sélection des dimensions, variables qui les composent et seuils. Cette section reprend une démarche indispensable selon nous. Sur cette base, nous pouvons définir et justifier chacun des dimensions, variables et seuils utilisés. Nous passons ensuite aux résultats obtenus, d'abord au niveau des indicateurs et ensuite au niveau des dimensions. Des premières observations sont obtenues sur la population : 17,1 % de la population est identifiée comme pauvre, et la mesure principale « Adjusted Headcount Ratio » M_0 vaut 0,08. Ensuite nous nous attardons sur certains sous-groupes intéressants (rôle linguistique, genre, lieu de naissance, localisation du domicile, âge, nombre d'enfants dans le ménage et activité principale). Les constats, utiles pour la formulation de politiques ciblées, sont que les dimensions portant sur l'éducation et sur la sécurité financière sont les plus importantes. Une plus grande proportion de francophones est pauvre (par rapport aux néerlandophones), un tiers des individus nés à l'étranger sont pauvres, et la tranche des 50-59 ans contient une grande proportion d'individus pauvres. Nous clôturons ce chapitre avec une discussion sur les mesures de pauvreté multidimensionnelle de la méthode AF non-réalisables dans notre cas à cause des données ordinales.

Le chapitre 5 analyse la sensibilité de nos résultats aux différents paramètres (indicateur, seuil de carence, seuil de pauvreté et structure de pondération). Nous faisons ressortir de cette manière que les résultats de la méthode AF y sont très sensibles (à l'exception du choix entre des indicateurs quand ceux-ci sont fortement corrélés). Ce chapitre se termine par les tests de robustesse qui donnent des conclusions relativement différentes en fonction du critère de sous-

groupe choisi. Le chapitre 6 énonce des remarques pertinentes et avance plusieurs recommandations. Le dernier chapitre est dédié à la conclusion.

Chapitre 1 Contexte

1.1 La pauvreté multidimensionnelle

Les approches multidimensionnelles à la pauvreté et carences (ou privations) ont une longue histoire dans les travaux conceptuels et philosophiques (Sen, 1992). Il en ressort que la pauvreté et le bien-être sont multidimensionnels et personne ne conteste que cela concerne des aspects autres que ceux exclusivement liés aux revenus. L'approche par les capacités de A. K. Sen (1985, 1987) repose sur un principe de degrés de liberté dont disposent les individus pour obtenir ce qui a de la valeur à leurs yeux et/ou au niveau de la société. De ce fait, l'approche par les capacités considère la pauvreté comme une privation de ces libertés et évalue la pauvreté multidimensionnelle en fonction des carences (ou privations) : être pauvre c'est avoir un nombre de carences en « capacité » moyen supérieur à un seuil prédéfini (Alkire, 2007a). La carence peut prendre plusieurs formes selon la société. On désigne les personnes comme carencées si, par exemple, elles ne bénéficient pas d'un logement acceptable et de ses équipements, de bonnes conditions sociales, environnementales, etc. qui sont communs, ou du moins largement encouragés et considérés dans les sociétés auxquelles elles appartiennent (Townsend, 1987). Regrouper ces carences par thème permet de définir différentes dimensions de la pauvreté, dite dès lors « multidimensionnelle ». L'approche par une méthode de comptage (telle que revue et conceptualisée par Atkinson, 2003) est une approche intuitive de mesure de la pauvreté multidimensionnelle.

Des méthodologies sur les mesures de pauvreté multidimensionnelle basées sur une approche du comptage ont été utilisées dans des politiques appliquées depuis les années septante (Townsend, 1979) et ne cessent de gagner en importance (comme le montrent les travaux de : Erikson 1993, Whelan et al. 2003, Atkinson 2003, Chakravarty et D'Ambrosio 2006, Alkire and Foster 2011, Ura, Alkire, Zangmo et Wangdi 2012, Alkire et al. 2015, Alkire et Apablaza 2016, UNECE 2016). Les techniques utilisées pour mesurer les capacités vont « de l'analyse factorielle et des tests d'analyse de composantes principales à la théorie des ensembles flous, aux indices multidimensionnels, aux modèles d'équations structurelles, aux approches de dominance, aux mesures de revenu équivalent et au-delà » (Alkire, 2007a, p. 2).

Jusque-là, il existait une approche dite d'union, qui identifiait une personne pauvre au plan multidimensionnel comme ayant une carence dans au moins une dimension. Cela résulte en des politiques très aidantes pour éradiquer complètement la pauvreté multidimensionnelle. Cependant, cette méthode a tendance à exagérer la pauvreté, et une carence dans une dimension ne reflète pas toujours suffisamment ce que l'on pourrait appeler pauvreté. De plus, il est impossible de distinguer et cibler les plus pauvres des moins pauvres selon cette approche. Cette méthode est malgré tout acceptée sans ambiguïté dans des indices bien connus comme l'Indice de Développement Humain. (Alkire et Foster, 2007) Ce dernier est en effet à ce jour l'indice multidimensionnel le plus populaire (Lustig, 2011).

Une autre approche dénommée la méthode d'intersection identifie un individu pauvre comme une personne ayant une carence dans toutes les dimensions d'analyse. Cette méthode a tendance à considérer des individus comme non-pauvres alors qu'ils souffrent de grandes carences dans

plusieurs dimensions. Aussi, cette approche sous-estime-t-elle le nombre de pauvres, et au plus le nombre de dimensions augmente, au plus le nombre de pauvres carencés dans toutes les dimensions diminue (Alkire et Foster 2007 et Lustig 2011).

Sabina Alkire et James Foster, tous deux à l'Université d'Oxford, proposent une option intermédiaire par rapport à ces deux extrêmes. Une personne est considérée comme pauvre quand le nombre de dimensions carencées est supérieur ou égal à un seuil de pauvreté choisi. La méthode Alkire Foster (AF) développe des indices de pauvreté multidimensionnelle (dont le « Adjusted Headcount Ratio » M_0) construits avec une méthodologie à double seuil basée sur l'approche de comptage (Alkire et Foster, 2011a). Cette méthode permet aussi de réaliser des analyses de la pauvreté multidimensionnelle par sous-groupes d'individus.

L'Université d'Oxford a initié OPHI (Oxford Poverty & Human Development Initiative) afin de créer un cadre de travail pour mesurer la pauvreté multidimensionnelle en utilisant cette nouvelle méthode, et éviter de « se focaliser uniquement sur un seul facteur comme le revenu qui n'est pas suffisant pour capturer la réalité de la pauvreté » (OPHI, s. d. -a). OPHI va ainsi exploiter cette méthode dans de nombreux travaux et recherches¹ pour différents pays, à travers le temps, et permettre de réaliser des analyses plus poussées sur des sous-groupes. Ces travaux sont à la base d'un Indice de Pauvreté Multidimensionnel (IPM) global, publié dans les rapports du Programme des Nations Unies pour le Développement (UNDP, 2010).

1.2 Incompréhensions et critiques de la méthode Alkire Foster

Après une vague de critiques (dont les plus importantes sont celles de Martin Ravallion, 2010 et 2011) sur leur méthodologie pour estimer des mesures de pauvreté multidimensionnelle, Alkire et Foster (2011b) ont réagi en clarifiant le potentiel de leur méthode. Nous reprenons ci-dessous les incompréhensions et les limites avancées à leur rencontre dans la littérature.

Un désavantage de la méthode AF est qu'elle est relativement nouvelle et que les statisticiens/chercheurs y sont peu familiarisés. L'erreur principale est de la confondre avec un indicateur composite (qui a des propriétés différentes de la méthode AF). Les indices composites agrègent les données et construisent sur cette base une mesure ; il n'y a donc pas de croisement des carences au niveau de l'individu. Alors que la méthode AF croise les carences et identifie chaque individu comme pauvre ou non. La méthode AF repose sur des données unitaires (carence(s) de chaque unité) : elle agrège les carences pour chaque unité (individu ou ménage), identifie ensuite les pauvres et ne construit que finalement des mesures multidimensionnelles globales. (UNECE, 2016)

Une première critique s'interroge sur l'intérêt d'obtenir l'agrégation des carences en une seule mesure comme le M_0 . Pourquoi mettre les différentes carences en un seul indice, sachant que, pour appliquer les politiques, il faut de toute façon redécomposer cet indice en dimensions pour pouvoir cibler les interventions. Cela est a priori peu utile, mais peut aussi amener à des conclusions trompeuses du fait de la pondération implicite qui y est faite entre les dimensions. (Ravallion, 2010 et 2011) Ainsi, Martin Ravallion critique lourdement la méthode AF : « il n'est pas crédible d'affirmer qu'un index unique pourrait capturer tout ce qui compte dans tous

¹ Voir les working papers réalisés dans le cadre de OPHI (s. d. -b) pour plus de détails.

les paramètres » (Ravallion, 2011, p. 16). La position d'Alkire et Foster est que cette mesure multidimensionnelle fournit une lentille alternative au travers de laquelle la pauvreté peut être vue et comprise (Alkire et Foster, 2011b). Ils ajoutent que seuls des indices agrégés peuvent incarner le concept de pauvreté, satisfaire les propriétés voulues et transmettre la direction générale des changements dans la pauvreté (Alkire, Foster et Santos, 2011). Les auteurs de la méthode affirment que l'avantage d'avoir de telles mesures est de pouvoir illustrer les modifications et évolutions à travers le temps dans un cadre unifié et cohérent (Alkire et Foster, 2011b).

En réaction à la méthode AF, Ravallion (2011) propose d'utiliser un tableau représentant toutes les dimensions de façon unidimensionnelle à la place des indices multidimensionnels tels que l'IDH ou l'IPM. Néanmoins, cette approche peut être conceptuellement fautive au vu de l'objectif de l'analyse de pauvreté multidimensionnelle : un tel tableau souffre de son hétérogénéité (du moins quand il y a un grand nombre de dimensions), et d'un manque d'indications quant à la hiérarchie entre les indicateurs (Stiglitz, Sen et Fitoussi 2009, UNECE 2016). De plus, pour rendre ces tableaux comparables entre eux, il faut harmoniser le choix des indicateurs et les questions sous-jacentes des indicateurs (UNECE, 2016). Les mesures de pauvreté multidimensionnelle sont principalement, comme leur nom l'indique, des instruments de communication sur la pauvreté multidimensionnelle : un graphique puissant contenant des informations de fond sur la pauvreté multidimensionnelle permet plus aisément des comparaisons de la performance socioéconomique entre pays par exemple (Alkire, Foster et Santos, 2011).

Une autre critique soulevée est que le choix des variables est inévitablement contraint par les données (Ravallion 2010, UNECE 2016). Il faut que toutes les variables proviennent de la même enquête source (Ravallion 2010, Alkire et Foster 2011b, Lustig 2011). Cette contrainte s'ajoute à celle de n'avoir aucune donnée manquante pour toutes les observations (Ravallion 2010, Alkire et Foster 2011b), à défaut de trouver une règle pour assigner des valeurs aux données manquantes (Conconi et Vaz, 2014). L'unité d'analyse importe aussi : elle est souvent au niveau des ménages. Or ces données ne donnent typiquement pas d'informations sur la manière dont les avis sont partagés au sein du ménage (distribution dans le ménage). L'utilisation d'une telle mesure repose sur l'hypothèse (forte) que la distribution est égale au sein du ménage (Ravallion, 2010). Cette hypothèse n'est que rarement discutée dans les travaux utilisant la méthode AF, dont celui d'Alkire, Apablaza et Jung (2014) appliquant la méthode AF sur les pays couverts par l'enquête EU-SILC.

Plusieurs articles (Ravallion 2010, Lustig 2011, Dotter et Klasen 2014) critiquent les choix, trop arbitraires selon leurs auteurs, relatifs aux paramètres utilisés dans l'IPM (trois dimensions distinctes, avec leurs indicateurs). Cependant, Alkire et Foster (2011b) rappellent que l'IPM n'est qu'une application de la méthode AF globalement reconnue pour que les chercheurs aient une base commune pour estimer et comparer différentes applications de l'IPM. Ils soulignent justement la flexibilité de leur méthode. Ainsi, le choix des dimensions, des poids et des double seuils n'est pas obligatoirement prédéterminé comme pour l'IPM. Effectivement, la méthodologie est davantage « un cadre général pour mesurer la pauvreté multidimensionnelle – une technologie *open source* qui peut être librement modifiée par l'utilisateur pour correspondre au mieux au contexte de la mesure et à son objectif d'évaluation » (Alkire et Foster, 2011b, p. 17).

Le problème fondamental est dès lors la légitimité des compromis dans les paramètres (Ravallion, 2011) : il y a très peu d'orientations offertes pour réaliser ces compromis (Ravallion,

2010). Par exemple, il existe de nombreuses méthodes de pondération pour estimer des mesures de pauvreté multidimensionnelle renseignées dans la littérature (Alkire et Foster 2007, Decancq et Lugo 2008, Watson, Sutton, Dibben et Ryan 2008, Esposito et Chiappero-Martinetti 2008, Ravallion 2011, Alkire et Foster 2011b, Ura, Alkire, Zangmo et Wangdi 2012). Aucune n'est véritablement légitime, alors comment choisir parmi toutes ces méthodes ? Il semble que la méthode la plus couramment utilisée soit celle de la pondération égale (Alkire et Foster, 2011a), mais celle-ci présente aussi des limites que nous présentons dans la section 5.4. Il revient donc au chercheur de défendre sa décision sur la pondération appliquée, ainsi que les compromis sur les autres paramètres (Alkire et Foster, 2011b). Ces compromis reposent sur l'objectif de la mesure, mais dépendent également de contraintes comme les ressources et les données. La flexibilité des paramètres permet en fait aux mesures d'être adaptées aux circonstances institutionnelles, culturelles et spécifiques aux données (Alkire et Foster 2011b), ce que même Ravallion (2010) reconnaît. Des analyses de dominance par des tests de robustesse, et des analyses de sensibilité sont donc préconisés (Alkire et Foster 2011b, Ravallion 2010).

1.3 Le cas belge

Les mesures de pauvreté multidimensionnelle ne sont pas nouvelles en Belgique. Déjà en 2000, Vranken et De Keulenaer (2000) mettaient en évidence l'intérêt pour de telles mesures et leurs potentielles applications en Belgique. Ce projet belge visait le développement d'un indicateur complexe et fonctionnel aux fins d'identification de situations d'exclusion sociale et de pauvreté ainsi que de comparaison avec d'autres pays d'Europe.

La première application de la méthode AF pour l'ensemble des pays de l'OCDE (dont la Belgique) a été effectuée par Whelan, Nolan, et Maitre (2014) à partir de la base de données issue de l'enquête EU-SILC 2009. D'autres analyses comparant différents pays avec la Belgique à l'appui de la méthode AF ont été effectuées. Plusieurs analyses de la pauvreté multidimensionnelle par sous-groupes d'individus ont été réalisées dans le contexte belge (Dewilde 2004 et D'Ambrosio, Deutsch et Silber 2011), mais aucun de ces articles n'utilise la méthode AF.

Le traitement effectué dans ce travail porte sur des données d'enquête récente (2016) qui sont exploitées sur la base de la méthode AF. Celle-ci permet d'aborder et d'appréhender la pauvreté dans ses différentes dimensions, ainsi qu'au niveau de sous-groupes d'individus. La méthode présente aussi des limites, également dans le contexte spécifique de la Belgique.

Le travail présenté ici complète cette littérature existante par une analyse récente (2016) et ciblée sur la Belgique de la pauvreté multidimensionnelle mesurée avec la méthode AF, en particulier au niveau de différents sous-groupes. Aussi appliquons-nous cette méthode en tenant compte des différentes limites évoquées dans la littérature, les complétons, et avançons plusieurs recommandations.

Chapitre 2 La méthode Alkire Foster

2.1 Présentation

Cette méthode permet de dénombrer les différents types de carences auxquelles sont confrontés les individus à un moment donné. Les situations de carence sont définies en fonction d'un premier seuil. L'addition du nombre de carences chez un individu permet d'identifier s'il sera considéré comme étant pauvre ou non en fonction d'un second seuil de pauvreté choisi par le chercheur. En pratique, cette méthode comptabilise les carences dans chaque indicateur en fonction des seuils spécifiques à chaque indicateur ; ces additions sont ensuite pondérées et regroupées en dimensions. Les personnes sont considérées comme étant multidimensionnellement pauvres si la somme pondérée du nombre de carences est supérieure ou égale à un certain seuil prédéfini. Il y a donc deux niveaux de seuils : un premier seuil de carence spécifique à l'indicateur, et un second seuil qui spécifie le nombre de dimensions en carence qui amène un individu à être considéré comme multidimensionnellement pauvre (Alkire et Foster, 2007).

Par souci de simplicité nous développerons directement les concepts au niveau des dimensions (au sein desquelles les indicateurs qui les composent sont regroupés par thème).

Soit n le nombre d'individus et d le nombre de dimensions observées (avec $d \geq 2$ étant donné le caractère multidimensionnel) : nous obtenons une matrice $[y_{ij}]$ d'observations de taille $n \times d$ où $i = 1, 2, \dots, n$ et $j = 1, 2, \dots, d$. Chaque ligne de cette matrice représente un individu i et chaque colonne de cette matrice représente une dimension j observée sur l'ensemble des individus. Il faut ensuite déterminer un premier seuil z sous lequel l'individu est considéré comme carencé dans la dimension j , noté z_j . Dans notre matrice, z est une nouvelle ligne représentant le seuil de carence spécifique à chaque dimension j .

Sur cette base, nous avons une nouvelle matrice de même taille dont le contenu (l'intersection entre individu et dimension, tenant compte du seuil) vaut 1 quand l'observation $y_{ij} < z_j$; 0 sinon. En d'autres termes, l'individu i présente une carence dans la dimension j si la valeur de l'observation est inférieure à son seuil z_j et nous obtenons dès lors 1 à cette intersection.

Une pondération est ensuite appliquée en fonction de la technique de pondération sélectionnée (et discutée ultérieurement) à chaque dimension carencée, et ces valeurs pondérées sont additionnées, le résultat variant entre 0 et d . Le deuxième seuil de pauvreté multidimensionnelle k choisi va permettre de départager si l'individu est pauvre ou non : si la somme des valeurs pondérées est supérieure ou égale au seuil de pauvreté multidimensionnelle k , alors cet individu est considéré comme multidimensionnellement pauvre. Lorsque $k = 1/d$ on identifie un individu comme étant pauvre dès lors qu'il subit une carence (approche unioniste) et lorsque $k = d/d$, on identifie l'individu comme étant pauvre à la condition qu'il subisse des carences dans toutes les dimensions (approche d'intersection) (Alkire et Foster, 2007).

2.2 Mesures obtenues

Plusieurs indices peuvent être calculés sur la base de la méthode d'identification à double seuil développée par Alkire et Foster. Ces indices répondent à plusieurs propriétés dont nous reprenons les plus pertinentes.

Un premier indice est le « Headcount Ratio » ou incidence de la pauvreté multidimensionnelle : le ratio entre le nombre d'individus identifiés comme pauvres q selon la méthode d'identification, sur la population totale n ($H = q/n$). Cette mesure est intuitive et facile d'interprétation, mais présente cependant une lacune : une personne déjà pauvre dont la situation s'aggrave dans une dimension, ne sera pas (davantage) prise en compte, ce qui viole le critère de monotonie dimensionnelle. En effet, le niveau de pauvreté recensé par l'indice H reste inchangé alors que le niveau général de pauvreté devrait augmenter (Alkire et Foster, 2007).

Un autre indice peut être développé, à savoir l'intensité de la pauvreté ou part des carences moyennes (A). Prenons le nombre de carences c subies par un individu i : si $c_i \geq k$, alors $c_i(k) = c_i$; et si $c_i < k$ alors $c_i(k) = 0$. Ainsi nous avons c_i/d qui représente la part des carences subies par l'individu i ; et $A = |c(k)|/(q d)$. Il s'agit de la fraction de dimensions possibles d parmi lesquelles l'individu pauvre moyen subit une carence (Alkire et Foster, 2007). En d'autres termes, le pourcentage moyen de carences subies par les personnes pauvres (Alkire et Foster, 2011a).

Le produit de ces deux indices – l'incidence H et l'intensité A – donne l'« Adjusted Headcount Ratio », et noté M_0 , variant entre 0 et 1. Il s'agit du rapport entre le nombre total de carences endurées par les pauvres et le nombre maximum de carences que pourrait endurer toute la population. Grâce à l'intensité A , cette mesure respecte la monotonie dimensionnelle étant donné que si un individu subit une carence supplémentaire, A augmente et donc M_0 également (Alkire et Foster, 2007). Cependant, cet indice n'offre pas d'informations sur la profondeur des carences dans les dimensions. En effet, ce critère de monotonie n'est pas respecté, car la pauvreté n'augmente pas quand la carence dans une dimension augmente.

Une mesure sensible à la profondeur des carences est l'écart moyen de pauvreté « Adjusted Poverty Gap » noté M_1 qui résulte du produit $H * A * G$ et est compris entre 0 et 1. Intervient dans l'indice l'écart moyen de pauvreté G , la moyenne des écarts normalisés des carences des pauvres. Il représente la profondeur de la carence, c'est-à-dire la distance entre l'observation et le seuil. Ainsi, M_1 est la somme des écarts normalisés des carences des pauvres divisée par la plus grande somme possible d'écarts normalisés des carences. La monotonie dans la profondeur des carences est vérifiée étant donné que si la carence de l'individu i devient plus forte dans une dimension j , l'écart moyen de pauvreté G augmente et donc M_1 aussi (Alkire et Foster, 2007 et 2011b). Cependant, une amélioration de même importance sur un niveau de carence très élevé par rapport à un niveau de carence moindre a un même impact sur M_1 alors que certains chercheurs préféreraient que l'amélioration ait plus d'impact sur les mesures de pauvreté lorsque les carences sont plus conséquentes.

La mesure dite « Adjusted P_2 » notée $M_2 = H * A * S$, où S représente la sévérité moyenne des carences, permet de répondre à cette exigence. Il s'agit de la même mesure que la précédente, mais avec l'écart moyen élevé au carré ($S = G^2$). Ainsi, nous obtenons un indice compris entre 0 et 1 et où les petits écarts sont réduits et les plus grands sont accentués. Il prend ainsi davantage en considération l'impact des gros écarts de carences et accorde nécessairement un

poids plus important aux plus pauvres (Ponty, 1998). Cela satisfait ainsi ce qu'on appelle la propriété de transferts décroissants et la mesure est plus sensible aux inégalités dans la distribution des carences parmi les pauvres (Alkire et Foster, 2007).

Il est possible de généraliser ces mesures avec la mesure « adjusted FGT » notée M_α associée avec la classe FGT unidimensionnelle développée par Foster, Greer et Thorbecke (1984). Il s'agit de la même mesure que la précédente, mais élevée à une puissance α choisie pour déterminer l'importance que l'on veut attribuer aux inégalités dans la distribution des carences parmi les pauvres.

2.3 Premières remarques

La méthode AF permet de distinguer le nombre de carences dans des groupes d'individus différents, ce qui permet d'analyser plus en profondeur certaines particularités de la population étudiée en matière de pauvreté multidimensionnelle dans le but d'améliorer leurs conditions dans la société. Dans notre cas, la méthode permet de calculer des indices à partir de données individuelles, indices qui peuvent aussi distinguer les différentes dimensions, et s'appliquer à des sous-groupes (géographiques, ethniques, etc.) grâce à la propriété de décomposabilité (Alkire et Foster, 2009). L'approche offre ainsi des informations sur des groupes distincts d'individus et sur les différents types de carences endurées, informations qui peuvent alimenter les gouvernements et les organisations concernées afin qu'ils puissent diriger leurs actions en adéquation avec la situation analysée (OPHI, s. d. -c).

Cette approche offre une flexibilité, que ce soit dans le choix des groupes étudiés, des seuils, des pondérations, des dimensions sélectionnées ou des variables utilisées. Cependant, cette flexibilité est à double tranchant étant donné qu'elle requiert souvent une part d'arbitraire dans la méthodologie. La justification des choix effectués dans cette méthode n'est pas à sous-estimer.

Pour ce qui concerne le choix de la pondération de chaque dimension, la méthode la plus connue et la plus simple consiste à faire une pondération dite égale entre les dimensions. Il existe d'autres techniques de pondération comme la pondération arbitraire, la pondération statistique, la pondération sur la base de l'enquête, la pondération normative, ou une combinaison de toutes (Alkire et Foster, 2007). Nous y reviendrons dans la section 5.4 portant sur les structures de pondérations.

Les auteurs ne fournissent pas de procédure précise pour sélectionner le seuil de pauvreté multidimensionnelle k : c'est l'application répétitive de cette méthode qui amène à sélectionner le seuil pertinent que l'on fait varier pour en vérifier la robustesse (Alkire et Foster, 2007).

Ces différents choix sont peu documentés par Alkire et Foster qui supposent que « des jugements appropriés ont été faits » (2007, p. 5). Alkire (2007a, 2007b) propose malgré tout cinq méthodes pour choisir les dimensions et quatre critères pour sélectionner les variables utilisées. Cependant, une analyse préalable est essentielle pour pouvoir justifier tous les choix effectués, une partie de la démarche qu'Alkire et Foster mettent peu en évidence dans leurs travaux.

L'interaction entre les différentes variables représentant les dimensions importe aussi, sachant qu'il faut utiliser autant de variables que nécessaire pour représenter la réalité, tout en les limitant pour éviter trop de corrélations entre elles (OPHI, s. d. -d). Vérifier la corrélation entre les variables choisies fait aussi partie de l'analyse.

En se limitant aux seules mesures M_0 , M_1 et M_2 , on s'expose à une perte d'informations, car en agrégeant (pondération et addition), on convertit différentes dimensions bien distinctes en une seule mesure sans regarder spécifiquement et séparément chaque dimension. Nous faisons donc le même constat que Ravallion (2010 et 2011) concernant cette agrégation en un seul indice multidimensionnel. Une analyse davantage par dimension est toutefois possible dans la méthode AF grâce au calcul des contributions de chacun des indicateurs et dimensions qui sont pris en compte dans ces mesures. Nous ferons tout de même une analyse unidimensionnelle dans la section « Statistiques sommaires sur les indicateurs » pour observer les résultats comme Ravallion (2010 et 2011) le recommanderait.

Il convient d'ores et déjà de signaler qu'il est impossible d'estimer les mesures M_1 , M_2 et M_α dans le cas où une des variables utilisées n'est pas cardinale. Cette remarque n'est que très peu mise en avant par Alkire et Foster (2007, 2011a, 2011b) et une discussion est dédiée à cette question dans la section 4.6.

Chapitre 3 La base de données MEqIn

3.1 Construction de la base de données

La base de données utilisée est fondée sur une enquête élaborée en 2015 par l'équipe de recherche MEqIn dans le but de mesurer des indices individuels de bien-être du type « revenu équivalent » (MEQIN, s. d.). Cette enquête a été exécutée par l'agence de sondage professionnelle « TNS ».

Les individus de 18 ans et plus, vivant en Belgique, constituent la population cible. Sur la base de ce critère, un échantillon de ménages inscrits au Registre national belge a été choisi en décembre 2015. Il est à noter que sont exclus de l'échantillon les ménages sans individus âgés de 18 ans ou plus, les individus n'ayant pas d'adresse fixe en Belgique, les ménages dont la personne de référence est inscrite dans le Registre d'attente (candidat réfugié), ou encore les personnes vivant en collectivité ayant moins de 60 ans. (Capéau et Ramaekers, s. d.)

Les chercheurs ont décidé de catégoriser la population cible en 14 groupes démographiques déterminés selon trois critères. Le premier critère distingue les ménages selon qu'un membre du ménage est âgé de 60 ans ou plus (ménages « âgés » par rapport aux jeunes ménages). Les critères suivants ne concernent que les jeunes ménages : selon que la taille du jeune ménage et selon qu'il s'agit ou non d'un (jeune) ménage monoparental. Du fait d'une sur-représentation de certains groupes démographiques dans l'échantillon brut sélectionné par rapport à la population cible, les chercheurs ont arrangé le nombre d'individus dans les groupes afin de compenser ce phénomène. De cette manière, les groupes dans l'échantillon contiennent approximativement la même proportion d'individus que dans la population cible. L'échantillon devient alors représentatif par rapport à la population cible, tout comme les résultats issus de

notre analyse. Cet échantillon brut de 5 533 ménages a été fixé en décembre 2015, comprenant 10 227 individus majeurs.

La collecte des données sur le terrain a débuté en février 2016 pour s'achever en août 2016. Les personnes majeures appartenant aux ménages sélectionnés ont été contactées par voie postale et par téléphone. 3 404 adultes appartenant à 2 098 ménages de l'échantillon brut ont été sondés et constituent l'échantillon final de l'enquête. Les résultats de l'enquête sont désormais stockés dans une base de données sous format Stata 13.

Comme dans toute récolte de données, des erreurs sont possibles : les informations du Registre national belge ne correspondent pas toujours à la réalité au moment de l'enquête ; des erreurs inexplicables peuvent survenir suite à une mauvaise catégorisation des individus dans un des 14 groupes ; les informations reçues peuvent elles aussi être fausses ou dépassées comme dans le cas d'une mauvaise date de naissance ou d'un décès inopiné (Capéau et Ramaekers, s. d.).

3.2 Formulaire et informations demandées

Le questionnaire du sondage comporte une partie sur les caractéristiques générales du ménage et une partie spécifique à chaque membre. La plupart des données sont ordinales et côtoient quelques variables cardinales.

Le questionnaire est divisé en modules dont plusieurs sont pertinents dans le cadre de ce travail. Les sujets abordés dans les modules concernent :

- les aspects socio-démographiques dont l'éducation et la perception personnelle de la vie ;
- la santé : les capacités physiques, les problèmes émotionnels ou physiques, ou encore la capacité à payer pour des soins de santé ou des assurances ;
- le travail et ses caractéristiques ;
- le logement, ses caractéristiques et les problèmes liés au logement et à l'environnement du quartier ;
- la consommation : la capacité à payer les factures, la capacité à faire face à des inattendus financiers, la possession de biens dits essentiels, la consommation et la satisfaction qui en résulte ;
- la satisfaction subjective dans la vie ;
- des informations sur le revenu comme les allocations perçues, l'épargne ou la pension.

Il y a aussi de nombreuses variables construites qui demandent de placer sur un graphique un score concernant certains aspects de la santé et du logement. Nous avons décidé d'omettre ces variables car elles sont trop fluctuantes et imprécises.

Plusieurs de ces informations demandées sont pertinentes pour l'élaboration d'un indice de pauvreté multidimensionnelle. Cependant, un certain nombre des individus sondés n'ont pas répondu à toutes les questions. La base de données doit dès lors être nettoyée afin de pouvoir appliquer la méthode AF.

Chapitre 4 Application de la méthode Alkire Foster

L'utilisation d'une enquête sur les individus et les ménages dans la méthode AF est conseillée par S. Alkire (2007b). Ces enquêtes présentent différents avantages : la profondeur et l'étendue des données, et la possibilité de comparaison avec des résultats existants. Cependant, par l'utilisation d'enquêtes, les chercheurs négligent les autres niveaux d'analyse comme les problèmes nationaux ou globaux (Alkire, 2007b).

Pour appliquer la méthode AF aux données MEqIn, nous utilisons le programme Stata (version 15). Hormis le fait que les données de l'enquête MEqIn sont sous format Stata, ce logiciel très complet de traitement statistique est simple d'utilisation de par son langage de programmation intuitif. Stata est une référence en matière de traitement d'enquête, aisé et rapide pour des bases de données volumineuses et est largement utilisé en recherche dans le domaine économique (RITME, s. d.). De plus, l'utilisation de ce logiciel statistique est appropriée pour l'application de la méthode AF étant donné qu'OPHI enseigne son application dans le programme Stata (Jindra, 2015). Nous utilisons la commande « mpi », développée par Pacifico et Poege (2016), qui calcule les mesures de pauvreté multidimensionnelle développées par Alkire et Foster (2011a) et qui permet d'obtenir la décomposition exacte par indicateur, par dimension et par sous-groupe. Les principales commandes appliquées dans Stata sont reléguées à la dernière annexe A-4.6.

Nous développons les différentes étapes préconisées dans la méthode AF, comme décrit sur le site officiel OPHI (s. d. -d). Chacune de ces étapes peut faire l'objet de remarques méthodologiques qui seront le cas échéant mentionnées.

4.1 Choix de l'unité d'analyse

Même si la base de données offre des informations au niveau du ménage, l'unité d'analyse choisie est celle de l'individu adulte (i.e. personne âgée de 18 ans et plus ayant répondu au questionnaire). Les variables individuelles sont utilisées pour illustrer les carences individuelles, et des variables au niveau du ménage sont utilisées pour identifier l'environnement de vie. L'analyse individuelle permet de diviser la population en sous-groupes aux caractéristiques individuelles diverses (e.g. catégorie d'âge, genre ou lieu de naissance), ce qui permet d'affiner les conclusions au niveau de ces sous-groupes. De plus, dans le contexte européen, les droits sociaux tendent à cibler l'individu (Alkire, 2016). Enfin, les données étant relevées au niveau des individus adultes, la pauvreté infantile ne peut être considérée.

4.2 Méthodes de sélection des dimensions, variables et seuils

Le motif et la manière de sélectionner les dimensions relatives à la pauvreté multidimensionnelle est sujet à débat. Nussbaum (1995) soutient qu'il devrait y avoir une liste exhaustive de capacités de base, alors que Sen (1985, 1987) soutient que les capacités devraient être choisies en fonction du but de l'étude et des populations référentes, et que ce choix est à départager par la suite (Alkire, 2007a). Dans ce mémoire, nous utilisons une méthode mixte qui combine la sélection d'un ensemble statique de dimensions de base avec d'autres méthodes de sélection en fonction du contexte d'analyse tel que proposé par Alkire (2007a).

Il existe cinq méthodes possibles pour sélectionner les dimensions de la pauvreté multidimensionnelle, respectivement basées sur : des données existantes, des hypothèses théoriques, des consensus publics, des processus participatifs délibératifs en cours et des preuves empiriques concernant les valeurs des personnes (Alkire, 2007a). Chacune de ces méthodes a ses forces et faiblesses, mais ce qui en détermine le choix est surtout le contexte d'utilisation spécifique à chaque méthode².

L'utilisation de la sélection basée sur des données existantes permet de tester le plus valablement cette méthode AF. De plus, cette méthode se justifie dans notre cas car la base de données présente beaucoup de données manquantes. Le choix des dimensions est donc limité. Dans la plupart des cas, cette méthode est utilisée car les chercheurs doivent procéder à cette sélection en tenant compte des éventuels problèmes de données (dont les données manquantes).

Cette méthode de sélection est appliquée en conjonction avec une autre méthode : celle basée sur le consensus public. En effet, pour sélectionner les dimensions pertinentes, les chercheurs de l'équipe MEqIn (s. d.) se sont partiellement inspirés de la liste existante proposée par le Système Statistique Européen sur la mesure de qualité de vie en Europe (Eurostat, 2015a). La méthode de sélection par consensus public offre un choix de dimensions relativement stable qui procure une certaine comparabilité entre les résultats issus de différentes études. Cependant, cette méthode ne capture pas l'ensemble des dimensions valorisées par la population cible (à chaque fois différentes en fonction du contexte)³.

Pour la sélection des variables, nous avons d'abord parcouru l'ensemble du formulaire de questions dont les réponses ont alimenté la base de données. Nous avons trouvé une abondance de variables intéressantes parmi lesquelles une sélection appropriée et pertinente s'est avérée peu aisée. Plusieurs considérations ont motivé le processus de sélection des variables ou indicateurs.

Tout d'abord, Alkire (2007b) souligne que les indicateurs choisis dans les enquêtes sur les individus et les ménages doivent répondre à plusieurs critères : être comparables, être intrinsèquement valorisables, permettre l'identification des variations dans les dimensions, et si possible avoir déjà été utilisés. Il faut donc des indicateurs tangibles qui correspondent aux éléments-clés de la dimension représentée, et qui ne soient pas trop corrélés entre eux.

Ensuite, il s'est avéré que bon nombre des questions n'ont pas de réponse. Pour traiter ces données manquantes, nous avons supprimé de l'échantillon les individus avec la moindre valeur manquante dans les variables sélectionnées (approche suggérée par Alkire, Apablaza et Jung, 2014). Il existe une seconde façon de traiter les valeurs manquantes dans la méthode AF et qui repose sur l'utilisation de règles pour assigner des valeurs aux données manquantes (Conconi et Vaz, 2014). Cette seconde méthode demande beaucoup de manipulations pour obtenir au

² Pour plus de détails, cf. Tableau A-4.1 en annexe.

³ Il est à souligner que la question du formulaire « Y a-t-il d'autres dimensions qui sont importantes dans votre vie ? » a rencontré beaucoup de réponses positives (69 %) en citant principalement les dimensions – manquantes – liées à la famille et aux relations sociales. Ces deux dimensions sont absentes dans la base de données MEqIn, ce qui empêche d'appréhender ces dimensions auxquelles les répondants attribuent pourtant de l'importance.

final des variations dans les résultats assez limitées. De plus, elle exige de poser des hypothèses parfois conséquentes.

La méthode AF appliquée ici est très exigeante concernant les données manquantes. Nous avons décidé que les variables avec plus de 340 données manquantes sont exclues, l'échantillon risquant de perdre trop en représentativité par rapport à la population cible. Plusieurs variables intéressantes ayant moins de 90 % de réponses individuelles ont été exclues pour conserver un minimum de représentativité.

Enfin, nous sélectionnons les variables et leurs seuils dans le but d'identifier un certain nombre de personnes carencées. Nous avons été très stricts dans les seuils et le moindre signe de carence est considéré directement comme négatif pour l'individu. C'est donc normal si nous obtenons des résultats plus conséquents que ceux obtenus par d'autres études. De cette manière nous ne retenons aucun indicateur où moins de 4 % de l'échantillon est carencé, pour que nos indicateurs (et leurs interprétations) aient un minimum de poids dans l'analyse.

Nous procédons donc comme suit : présélection des variables pertinentes et exploitables dans chacune des dimensions choisies ; suppression de celles présentant trop de données manquantes ; exclusion des individus qui ont ne serait-ce qu'une donnée manquante⁴ ; abandon des variables où le nombre de carencés est très négligeable. Restent un ensemble de variables qui ne doivent pas être trop corrélées entre elles.

4.3 Dimensions, variables et seuils pris en compte

Une première dimension retenue est celle de l'éducation et est motivée par la disponibilité des données et dont l'importance dans l'explication des conditions des individus est reconnue. L'éducation est mesurée en niveaux de formation par la variable « Diplôme » demandant le plus haut niveau de formation achevé par l'individu. Il s'agit d'une variable ordinale allant de l'enseignement primaire (1) au doctorat avec thèse (15). Nous considérons que ceux qui ont répondu « toujours à l'école/pas encore de diplôme », « aucun », et « autre type » sont au même niveau que l'enseignement primaire. Cette variable ne présente aucune valeur manquante. Le seuil de carence déterminé indique que ceux qui n'ont pas de diplôme de l'enseignement secondaire supérieur (6) sont considérés comme carencés. Ce seuil a été utilisé par Alkire et Foster (2007), mais surtout par Statbel (2018) pour créer ses indicateurs de pauvreté en Belgique dans le cadre de l'enquête EU-SILC.

Une seconde dimension concerne la santé. La littérature, tant internationale que belge, a étudié et prouvé le lien entre la pauvreté et la santé (Pannecoucke, Lahaye, Vranken et Van Rossem, 2014). L'inégalité sociale en matière de santé fait l'objet d'une attention de plus en plus soutenue en Belgique (Vranken, De Boyser et Dierckx, 2006) et constitue l'un des six objectifs du Plan fédéral de lutte contre la pauvreté (Sleurs, 2016). De nombreuses variables sont disponibles dans notre base de données pour cette dimension. Cependant, une grande partie de celles-ci sont très spécifiques et ne reflètent pas l'état de santé général de l'individu. C'est pourquoi la variable « Santé » demandant à l'individu son avis sur sa santé dans l'ensemble semble la plus appropriée. Cette variable ordinale offre cinq niveaux possibles allant

⁴ Il est à noter que les réponses « ne sait pas » et « refus » équivalent à une valeur manquante dans notre analyse.

d'excellente (1) à mauvaise (5). Nous considérons ceux qui répondent médiocre (4) ou mauvaise (5) comme carencés. Ce seuil semble approprié, en plus d'avoir été utilisé par Alkire et Foster (2007). Cette variable n'a que 143 observations manquantes (soit 4 % de l'échantillon).

Cette variable est cependant autodéclarée. D'autres indicateurs de santé étant davantage basés sur les faits et moins sur la perception sont aussi disponibles. Deux indicateurs supplémentaires traduisant la capacité de l'individu à faire face à son état de santé ont été pris en compte. La variable binaire « Assurance » demandant si l'individu possède une assurance hospitalisation est à considérer car il s'agit d'une dépense à pouvoir financer et cela démontre une capacité à anticiper les désagréments de santé. Les individus qui n'ont pas d'assurance hospitalisation sont considérés comme ayant une carence à cet égard. 30 individus de l'échantillon n'y ont pas répondu. L'autre indicateur est celui du « Financement santé », demandant si le financement de la contribution personnelle (argent déboursé) pour les soins de santé est facile (1), difficile (2), ou impossible (3) à réaliser compte tenu du budget de l'individu. Cette variable ordinale permet de voir si l'individu dispose de la capacité à financer personnellement les soins médicaux qui sont fonction de son propre état de santé. Le répondant est carencé dans cet indicateur à partir du moment où il a des difficultés à payer ses soins médicaux, ce qui peut refléter un état de pauvreté financière qui peut porter atteinte à terme à l'état de santé (dégradation résultant de la difficulté à se soigner). Cette variable ordinale présente 31 données manquantes.

Une pauvreté multidimensionnelle se reflète aussi dans l'environnement de vie de l'individu. Nous utilisons une partie des indicateurs utilisés par Eurostat (2018a) pour analyser les carences dans les conditions de logement en Europe. Les indicateurs sélectionnés permettent d'évaluer la qualité de l'environnement de vie de l'individu. Étant donné que seule la personne de référence du ménage a répondu aux variables portant sur le logement, nous avons imputé ses réponses sur l'ensemble des individus appartenant au même ménage. Il faut signaler que ces variables négligent dès lors la distribution intra-ménage. Nous faisons l'hypothèse que les réponses sont égales pour l'ensemble du ménage (une critique formulée par Ravallion, 2010). Les deux premiers indicateurs sont relatifs aux caractéristiques du logement (« Humidité » pour l'humidité au niveau des murs et du sol, et « Espace » pour le manque d'espace intérieur). Les deux suivants sont relatifs à l'environnement de l'habitat (« Bruit » pour le bruit externe et « Nuisances environnementales » pour la pollution, saleté, fumée, poussière, odeur, eau polluée, etc.). Le dernier indicateur concerne la sécurité des environs du logement (« Sécurité » relatif au fait d'éviter certains endroits pour cause d'insécurité). Toutes ces variables ordinales demandent dans quelle mesure l'individu est d'accord avec les énoncés à propos de son logement actuel et de ses environs. Dès que l'individu est plutôt d'accord, le répondant et les membres de son ménage sont considérés comme carencés au niveau de cet indicateur. Nous avons sélectionné ces indicateurs car la combinaison de ceux-ci ne concède que 48 données manquantes et ne dépasse pas un rang de corrélation de Spearman de 0,4 (cf. la fin de la présente section dédiée à la corrélation entre les indicateurs).

L'aspect financier de la pauvreté est aussi traité. La dimension « Sécurité financière » désigne la pauvreté sous l'angle des revenus. Un premier indicateur est en lien avec les « Aides financières » perçues actuellement telles des allocations de chômage, une allocation d'insertion, une allocation de chômage avec complément d'entreprise, une allocation d'interruption de carrière et de crédit-temps, une allocation du CPAS, une allocation d'invalidité, une allocation de maladie et/ou une pension alimentaire. Les individus qui répondent positivement sont considérés comme carencés pour cet indicateur, ces aides financières n'étant destinées et

octroyées qu'aux personnes en état de besoin. Cette variable binaire n'a que cinq observations manquantes. Un autre indicateur serait celui de l'« Epargne » demandant si l'individu dispose d'un ou plusieurs comptes d'épargne, comptes à terme ou comptes-titres. La détention de tels comptes démontre la capacité à faire un minimum de réserve pour l'avenir en cas de problèmes, ou même la capacité à économiser ou investir de l'argent en fonction de sa situation financière. Les individus répondant négativement sont directement considérés comme carencés pour cet indicateur car ne pas pouvoir faire de tels placements peut attester d'un réel problème au niveau du revenu et des réserves. Cette variable binaire a 52 valeurs manquantes.

La consommation reflète la capacité de l'individu à pourvoir à ses envies et à ses besoins de façon acceptable. La pauvreté est ainsi abordée sous l'angle des dépenses. Les individus qui répondent « Non, je ne peux pas me le permettre » à la question « Pouvez-vous personnellement dépenser librement de l'argent chaque semaine pour vos besoins personnels (sans devoir demander conseil à quelqu'un) ? » sont carencés dans cet indicateur. Cette variable « Achats » n'a que neuf réponses manquantes. Notons que ceux qui ont répondu « Non, pour d'autres raisons » ne sont pas considérés comme carencés dans l'indicateur. Un second indicateur est utilisé, inspiré des mesures d'Eurostat (2017a) sur la satisfaction des conditions de vie matérielles en Europe. Il s'agit de la variable ordinale « Satisfaction revenus » sondant la satisfaction de l'individu par rapport au revenu total disponible de son ménage. Les réponses vont de « Tout à fait insatisfait » (0) à « Tout à fait satisfait » (10) et nous considérons qu'une personne est carencée si elle répond qu'elle est faiblement satisfaite (valeur comprise entre 0 et 5). Nous utilisons l'échelle de satisfaction sur 10 accréditée par Eurostat (2017a) : satisfaction faible (0-5), moyenne (6-8), et élevée (9-10). Cette variable ordinale compte 15 réponses manquantes.

L'évaluation cognitive de la vie permet d'appréhender la perception de l'individu par rapport à sa propre situation. La variable ordinale « Satisfaction vie » demande dans quelle mesure l'individu est satisfait de sa vie actuelle sur une échelle qui varie de tout à fait insatisfait (0) à tout à fait satisfait (10). La satisfaction déclarée est certes non suffisante pour expliquer la situation d'un individu à cause des incertitudes qui l'entourent, mais elle est tout de même un critère nécessaire (Davoine, 2009). De plus, la satisfaction de la vie est l'une des composantes majeures de la mesure de qualité de vie en Europe (Eurostat, 2017b). Enfin, cette dimension est valorisée par les pauvres, mais fait partie des dimensions manquantes dans les mesures de pauvretés multidimensionnelles habituelles (Alkire, 2007b). C'est pourquoi cet indicateur a sa place dans notre analyse multidimensionnelle de la pauvreté. Une personne est considérée comme carencée quand elle est faiblement satisfaite (valeur renseignée inférieure à 6) (Eurostat, 2017a). Notons que nous n'avons que deux observations manquantes pour cette variable.

La dimension relative au statut du travail et à ses caractéristiques (dont la qualité) devrait être prise en compte pour représenter au mieux la réalité. La qualité de l'emploi est associée avec la pauvreté et le respect de soi-même selon Alkire (2007b). Cependant, Capéau et Ramaekers (2017) signalent que la base de données MEqIn n'offre logiquement pas d'informations sur le travail pour les personnes qui ne travaillent pas. Sachant que près de la moitié de l'échantillon (1 681 individus, soit 49 %) étudient ou ne travaillent pas, appliquer cette dimension est peu pertinent dans notre contexte d'analyse. En effet, nous ne disposons pas de données sur la dimension travail pour les individus qui ne travaillent pas (soit 49 % d'observations manquantes pour cette dimension).

Il existe de nombreuses dimensions possibles à considérer avec cette méthode AF, sachant par ailleurs qu'il existe des dimensions mentionnées par les individus qui sont néanmoins absentes

dans les mesures de pauvreté multidimensionnelle habituelles (par exemple la dignité) (Alkire, 2007b). Par conséquent, nous nous sommes restreints à celles pour lesquelles des indicateurs sont présents dans notre base de données, tout en nous inspirant des dimensions reprises dans la mesure de la qualité de vie selon Eurostat⁵.

Le croisement de tous ces indicateurs avec l'obligation de ne pas avoir de données manquantes donne un échantillon contenant 3 104 individus pour lesquels aucune donnée n'est manquante parmi les indicateurs retenus. Nous avons respecté notre contrainte de base affirmant que nous ne pouvons pas perdre plus de 10 % de notre échantillon de base contenant 3 404 individus.

⁵ Pour plus d'informations à ce sujet, voir Eurostat (2015a), *Quality of life – Facts and views*, Statistical books, Luxembourg.

Ci-dessous un tableau récapitulatif des dimensions et de leurs indicateurs sélectionnés.

Tableau 4.1 – Récapitulatif des dimensions et indicateurs sélectionnés

<u>Dimension</u>	Indicateur	Brève description
<u>Éducation</u>	Diplôme	Plus haut niveau de formation achevé
<u>Santé</u>	Santé	Santé en général selon l'individu
	Assurance	Possession d'une assurance hospitalisation
	Fin. santé	Contribution personnelle pour les soins de santé étant donné le budget de l'individu
<u>Environnement</u>	Humidité	Humidité au niveau des murs ou du sol
	Espace	Manque d'espace intérieur
	Bruit	Bruit dû aux voisins ou provenant de l'extérieur
	Nuisances env.	Pollution, saleté, fumée, poussière, odeur, eau polluée, etc.
	Sécurité	Insécurité dans certains endroits des environs
<u>Sécurité financière</u>	Aides fin.	Perception d'allocations et d'aides financières diverses
	Épargne	Possession d'un compte d'épargne, compte à terme ou compte-titres
<u>Consommation</u>	Achats	Capacité à personnellement dépenser librement de l'argent chaque semaine pour des besoins personnels (sans devoir demander conseil à quelqu'un)
	Satis. revenus	Satisfaction de l'individu par rapport au revenu total disponible de son ménage
<u>Satisfaction</u>	Satis. vie	Satisfaction de l'individu par rapport à sa vie actuelle

Comme indiqué, le processus de sélection des variables a aussi été motivé par le nécessité de disposer de variables qui ne sont pas trop corrélées entre elles. Le Tableau 4.2 indique que la corrélation entre n'importe laquelle des variables sélectionnées est raisonnable (le rang de corrélation de Spearman n'excède jamais 0,39).

4.4 Statistiques sommaires sur les indicateurs

Un premier traitement des données permet de formuler quelques statistiques sommaires sur les indicateurs. Nous faisons l'hypothèse que notre échantillon de 3 104 individus représente la population cible et parlons dorénavant en termes de population.

Du Tableau 4.3 il ressort que le pourcentage de la population carencée dans chaque indicateur varie entre 5 % et 37 %. Cette représentation correspond à l'idée de Ravallion (2010 et 2011) qui est de représenter les carences unidimensionnellement dans un tableau (par indicateur dans notre cas). Les carences en « Épargne » et « Diplôme » concernent les proportions les plus élevées de la population. Le Tableau 4.4 reprend les pourcentages de la population qui sont carencées dans exactement un indicateur (25 %), exactement deux indicateurs (19 %) et ainsi de suite jusqu'au compte maximal de onze indicateurs carencés (0,2 %). Cette variation au travers du nombre de carences est cohérente avec le faible degré de corrélation entre les variables. Il est intéressant de signaler qu'aucun individu ne présente des carences au niveau de tous les indicateurs (approche d'intersection). À l'opposé, un cinquième de la population n'a strictement aucune carence.

**Tableau 4.3 – Incidence des carences
au niveau des indicateurs**

Types de carences	% de la population	# d'individus
Diplôme	36,1	1119
Santé	19,9	619
Assurance	23,2	721
Financement santé	18,3	568
Humidité	14,6	452
Espace	7,6	236
Bruit	16,9	525
Nuisances environ.	15,9	492
Sécurité	7,4	231
Aides fin.	18,5	575
Épargne	37,2	1155
Achats	15,3	475
Satis. revenus	14,6	454
Satisfaction vie	4,6	143

**Tableau 4.4 – Distribution du
nombre de carences,
au niveau des
indicateurs**

# de carences	% de la population	# d'individus
0	21,4	664
1	24,9	773
2	18,6	577
3	12,1	376
4	8,3	258
5	6,0	186
6	3,4	106
7	2,4	74
8	1,5	47
9	0,9	28
10	0,3	9
11	0,2	6
12	0,0	0
13	0,0	0
14	0,0	0

Le Tableau 4.5 fournit le nombre et le pourcentage d'individus qui seraient identifiés comme pauvres (au niveau des indicateurs) pour chaque valeur du seuil de pauvreté multidimensionnelle $k = 1/14, 2/14, \dots, 14/14$.

Tableau 4.5 – Caractérisation de la population par rapport aux carences, au niveau des indicateurs

# min de carences dans ...	% de la population	# d'individus
1 indicateur	78,6	2440
2 indicateurs	53,7	1667
3 indicateurs	35,1	1090
4 indicateurs	23,0	714
5 indicateurs	14,7	456
6 indicateurs	8,7	270
7 indicateurs	5,3	165
8 indicateurs	2,9	90
9 indicateurs	1,4	43
10 indicateurs	0,5	16
11 indicateurs	0,2	6
12 indicateurs	0,0	0
13 indicateurs	0,0	0
14 indicateurs	0,0	0

Le nombre de personnes identifiées comme étant pauvres au plan multidimensionnel diminue quand le nombre requis d'indicateurs carencés augmente, et ce à un taux décroissant. Quand $k = 1/14$ (identification par union), 79 % de la population est identifiée comme pauvre. Quand $k = 14/14$ (identification par intersection), personne n'est identifié comme pauvre car aucun membre de la population n'a plus de onze carences selon les indicateurs retenus. Cependant, nous allons voir dans la section suivante que le traitement par dimension donne des résultats plus pertinents pour analyser les différentes dimensions de la pauvreté.

4.5 Mesures de pauvreté multidimensionnelle M_0

Les mesures de pauvreté multidimensionnelles sont présentées dans cette section. Cependant, comme nous l'avons déjà signalé, du fait que les réponses formulées au niveau des indicateurs sélectionnés sont toutes de type ordinal, les mesures M_I , M_2 et M_α ne sont pas possibles. Une discussion est dédiée à cette question dans la section 4.6.

Nous commençons par calculer le « Adjusted Headcount Ratio » (M_0), qui représente la mesure principale de pauvreté multidimensionnelle, prenant en compte l'incidence (H) et l'intensité (A) de la pauvreté. Nous appliquons la méthode de pondération égale⁶ : chaque dimension est pondérée de façon identique, et il en va de même pour chaque indicateur au sein de chaque dimension. Les résultats liés à plusieurs seuils de pauvreté k en vertu desquels un individu est en état de pauvreté multidimensionnelle ou non (en fonction de la prise en compte des différents types de carences), sont présentés au Tableau 4.6. Les seuils de pauvreté correspondent à respectivement minimum une dimension en carence sur les six retenues ($1/6 = 0,167$), deux dimensions ($2/6 = 0,333$) et trois dimensions ($3/6 = 0,500$).

Tableau 4.6 – Mesures de pauvreté multidimensionnelle par niveau de seuil de pauvreté k , pondération égale

k	M_0	H	A
0,167	0,147	46,6 %	31,6 %
0,333	0,080	17,1 %	46,8 %
0,500	0,036	6,0 %	60,2 %

Lorsque le seuil est fixé à 0,167 (c'est-à-dire que pour être identifié comme pauvre, il faut avoir une carence dans au moins une dimension), le M_0 s'élève à 0,147. La part des individus pauvres au sein de la population (H) est très élevée quand le seuil est à 0,167 : elle représente 46 % de la population. Se limiter à une carence dans une seule dimension est très restrictif : par exemple, un individu allant parfaitement bien dans toutes les dimensions, mais n'étant que faiblement satisfait par sa vie au regard de ses exigences et prétentions élevées, sera considéré comme pauvre ! Pour examiner les autres résultats, nous faisons varier ce seuil à minimum deux dimensions (0,333) et minimum trois dimensions (0,500) en carence pour être identifié comme étant pauvre.

Il semble que le seuil 0,333 soit un bon compromis : un individu est pauvre au plan multidimensionnel s'il présente des carences dans au moins deux dimensions, ou dans un ensemble équivalent d'indicateurs pondérés. Il s'agit du même seuil de pauvreté multidimensionnelle que celui utilisé par Alkire, Apablaza et Jung (2014) dans un article qui traite de la pauvreté multidimensionnelle dans les pays européens (dont la Belgique). Des résultats récents (en l'occurrence 2009) pour la Belgique avec ce seuil et des dimensions apparentées aux nôtres ($M_0 = 0,071$, $H = 17,6$ % et $A = 40,5$ %) sont proches (mais légèrement inférieurs) de nos résultats du tableau 4.6 pour $k = 0,333$. Les exercices ne sont pas identiquement comparables, mais il ressort que la perception de la pauvreté en Belgique dans les deux cas est semblable, surtout lorsque l'on compare la part des carences moyennes A , qui est un indice relatif. Ce dernier est du même ordre de grandeur dans une étude similaire effectuée pour l'année 2011 où il vaut 49,9 % pour la Belgique (Alkire et Apablaza, 2016). Enfin, ce seuil de pauvreté multidimensionnelle de 33,3 % est utilisé dans l'IPM développé par

⁶ Il s'agit de l'option par défaut dans la méthode Alkire Foster (Alkire et Foster, 2011a). L'impact de pondérations alternatives est traité dans la section 5.4.

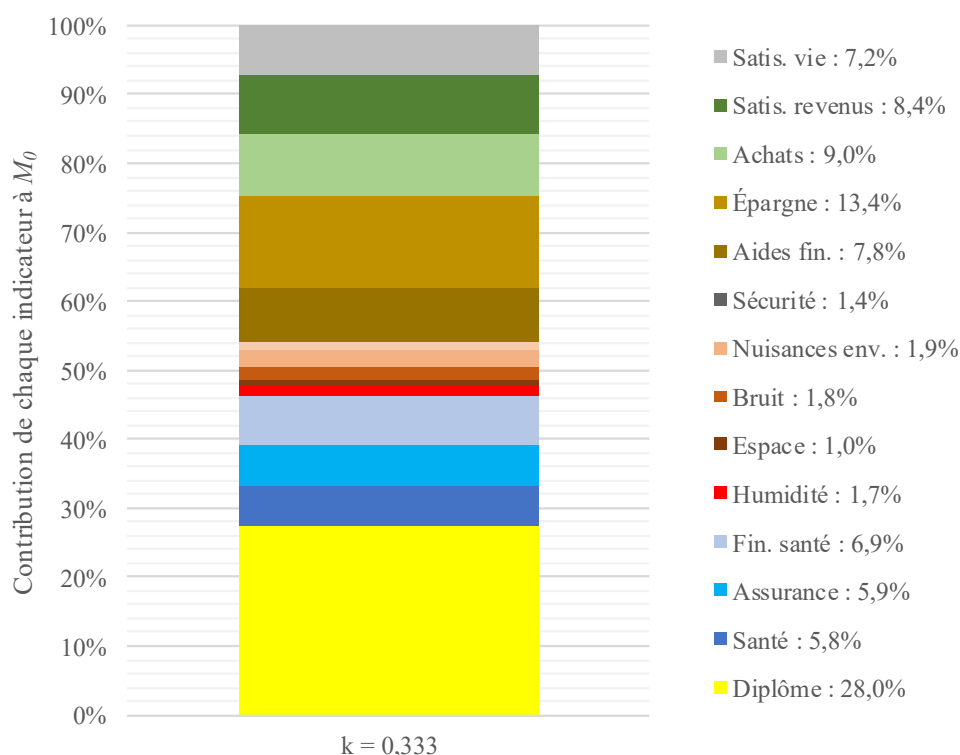
le Programme des Nations Unies pour le Développement (UNDP, s. d.), indice qui est une référence dans l'application de la méthode AF.

Au niveau du seuil de pauvreté $k = 0,50$, la mesure M_0 chute à 0,036. L'intensité de la pauvreté est élevée (60,2 %) en raison de l'augmentation du seuil k , et l'incidence de la pauvreté diminue fortement (seulement 6 % de la population est considérée comme pauvre). Aller au-delà de trois dimensions sur six en carence a peu de sens et cela réduirait cette proportion à moins de 6 %.

L'utilisation du seuil de 0,333 semble le plus approprié. Nous reviendrons tout de même à l'utilisation et à la justification de ce seuil dans la section 5.3 dédiée à l'analyse de sensibilité.

Il est aussi instructif de présenter la contribution de chaque indicateur et de chaque dimension à l'indice global M_0 . Ainsi, l'« Uncensored Headcount Ratio » permet de déterminer les indicateurs et dimensions qui sont le plus fortement associés à la pauvreté multidimensionnelle. La figure 4.1 illustre cette contribution pour chaque dimension (gris pour la « Satisfaction », nuances de vert pour la « Consommation », nuances de brun pour la « Sécurité financière », nuances de rouge pour l'« Environnement », tonalités de bleu pour la « Santé », et jaune pour l'« Education ») et leurs indicateurs respectifs. Il ressort que la dimension portant sur l'éducation contribue le plus à cette mesure, soit 28 % de la valeur globale de M_0 . Hormis l'éducation, la dimension liée à la sécurité financière prend aussi une place importante dans l'explication du M_0 (21,1 %), et auquel l'indicateur relatif à l'épargne contribue le plus (13,4 %). Les dimensions « Satisfaction » et « Environnement » ne contribuent quant à elles que très peu à la pauvreté multidimensionnelle (respectivement 7,2 % et 7,8 %).

Figure 4.1 – Contribution de chaque dimension et indicateurs, pondération égale et $k = 0,333$



4.5.1 Mesures de pauvreté multidimensionnelles M_0 sur des sous-groupes

Sachant que les mesures de pauvreté issues de la méthode AF respectent la propriété de décomposabilité (Alkire et Foster, 2007), il est possible d'affiner l'analyse de la pauvreté multidimensionnelle sur la population par sous-groupes au sein desquels les individus sont rassemblés en fonction de caractéristiques individuelles. Les conclusions qui en découlent peuvent alimenter des propositions de politiques ciblées sur les différentes dimensions à destination des groupes carencés.

Une première analyse des mesures de pauvreté par sous-groupe permet d'identifier quels groupes méritent davantage l'attention des autorités. Pour les sous-groupes les plus affectés, nous commentons la contribution de chaque dimension à leur situation de précarité. Cette deuxième interprétation est représentée dans la Figure 4.2.

Le Tableau 4.7 reprend les différentes catégories de population retenues. Nous y retrouvons la taille de la population de chaque sous-groupe, les mesures de pauvreté multidimensionnelle s'y rapportant et les contributions des différentes dimensions aux mesures pour chaque sous-groupe. Ces dernières sont calculées en divisant les indices pondérés de chaque groupe par l'indice global, les pondérations étant données par la part de population correspondante (Pacífico et Poegge, 2016).

Tableau 4.7 – Profil de la pauvreté multidimensionnelle par sous-groupe, pondération égale

Sous-groupe	Population		M_0 Contribution		H Contribution	
	3104	100,0 %	8,0 %	100,0 %	17,1 %	100,0 %
Rôle linguistique						
Néerlandophone	1838	59,2 %	5,7 %	41,9 %	12,3 %	42,6 %
Francophone	1266	40,8 %	11,4 %	58,1 %	24,1 %	57,4 %
Genre						
Homme	1450	46,7 %	7,5 %	44,1 %	16,3 %	44,4 %
Femme	1654	53,3 %	8,4 %	55,9 %	17,8 %	55,6 %
Lieu de naissance						
Né(e) en Belgique	2725	87,8 %	6,7 %	73,7 %	14,6 %	75,1 %
Né(e) à l'étranger	379	12,2 %	17,2 %	26,3 %	34,9 %	24,9 %
Domicile						
Urbain	1551	50,7 %	9,8 %	62,7 %	20,5 %	61,7 %
Rural	1508	49,3 %	5,9 %	37,3 %	13,1 %	38,3 %
Âge						
18-29	425	13,7 %	7,3 %	12,5 %	15,8 %	12,6 %
30-39	494	15,9 %	7,6 %	15,2 %	15,6 %	14,5 %
40-49	568	18,3 %	6,9 %	15,8 %	14,1 %	15,1 %
50-59	605	19,5 %	9,2 %	22,6 %	19,0 %	21,7 %
60-69	515	16,6 %	8,3 %	17,2 %	18,9 %	18,3 %
70+	497	16,0 %	8,3 %	16,7 %	18,9 %	17,7 %
Nombre d'enfants dans le ménage						
0	2064	66,5 %	7,8 %	68,3 %	17,0 %	69,3 %
1	475	15,3 %	8,4 %	14,4 %	16,6 %	13,4 %
2	310	10,0 %	6,5 %	9,9 %	13,5 %	9,6 %
3+	255	8,2 %	13,3 %	7,4 %	29,7 %	7,7 %
Travail rémunéré						
Travailleur	1623	52,3 %	3,4 %	22,2 %	7,6 %	23,4 %
Non-travailleur	1481	47,7 %	13,0 %	77,8 %	27,4 %	76,6 %

La première catégorisation, le rôle linguistique, fait ressortir que l'incidence de la pauvreté chez les francophones est deux fois plus grande que chez les néerlandophones (24,1 % contre 12,3 %), tout comme le niveau général de M_0 (11,4 % contre 5,7 %). Les francophones contribuent sensiblement plus que les néerlandophones dans les mesures de pauvreté. Une comparaison des contributions à leur mesure M_0 respective est pertinente dans ce cas-ci. De la Figure 4.2, il ressort que la dimension « Environnement » contribue davantage au M_0 pour les francophones (9,1 %, contre 5,8 % chez les néerlandophones et 7,7 % au niveau de la population totale). L'écart de contribution de l'indicateur « Sécurité » est le plus élevé dans cette dimension « Environnement » (1,9 % pour les francophones contre 0,6 % pour les néerlandophones, cf. tableau A-4.2 en annexe).

Le genre est la seconde catégorisation illustrée ; elle est souvent utilisée dans la méthode AF (dont Alkire, Apablaza et Jung, 2014). La proportion de femmes pauvres est légèrement plus élevée que celle des hommes, mais les différences sont peu marquées (avoisinant les 1 % d'écart).

Un troisième critère porte sur le lieu de naissance de l'individu, en Belgique ou à l'étranger ; il comprend notamment les individus issus de l'immigration. Il ressort que 34,9 % des individus de ce second groupe sont pauvres alors que cette proportion représente moins de la moitié au sein de la population née en Belgique (14,6 %). Cette différence entre les deux sous-groupes se vérifie aussi sur les résultats relatifs au M_0 (17,2 % contre 6,7 %). Toutefois, 73,7 % de la valeur globale de M_0 est attribuée aux individus nés en Belgique étant donné que leur population est beaucoup plus grande. Une analyse des contributions de leurs dimensions est tout de même pertinente. Nous observons dans la Figure 4.2 que la dimension « Satisfaction » se réduit en faveur de la dimension « Environnement » au sein de la population née hors Belgique avec la contribution au M_0 la plus élevée (9,6 %) parmi tous nos sous-groupes.

Il est aussi possible de distinguer les individus sur la base de la localisation de leur domicile avec d'une part, les individus vivant dans des grandes ou petites villes et banlieues étant considérés comme urbains, et d'autre part, les habitants de villages et fermes étant repris comme ruraux. Cette catégorisation est conforme à la typologie territoriale utilisée par Eurostat (2018b). La proportion de pauvres habitants dans les zones considérées comme urbaines est presque deux fois plus élevée que dans les zones dites rurales. Les zones plus densément peuplées contribuent en effet à plus de la moitié de la pauvreté. Il faut cependant signaler que du fait d'un manque de réponse sur le domicile de certains individus, l'échantillon retenu pour cette analyse en sous-groupes est réduit à 3059 individus. Il est dès lors peu pertinent d'illustrer les contributions de chaque dimension dans cette catégorisation en comparaison avec les autres catégorisations où l'échantillon est complet. Nous avons tout de même remarqué que la dimension qui contribue relativement plus au M_0 des individus habitant en zone urbaine par rapport à celui des ruraux était la dimension « Environnement » (9,1 % contre 5,3 %⁷ pour les habitants de zones rurales), ce qui ne s'avère pas anormal pour des habitants de zones urbaines.

Nous avons également procédé à une analyse par tranche d'âge au sein de laquelle la population est répartie en six sous-groupes. Nous observons un pic de pauvreté pour les 50-59 ans, qui va perdurer chez les personnes plus âgées. La contribution des différentes dimensions est illustrée à la Figure 4.2. Nous constatons que les carences en matière d'éducation et de santé contribuent beaucoup plus à la pauvreté des personnes plus âgées, alors que l'indicateur d'« Aides financières » contribue beaucoup au pic de pauvreté des 50-59 ans (quelques 11,3 % – cf. tableau A-4.4 en annexe). Les observations concernant les personnes âgées sont similaires à celles effectuées pour la zone européenne en 2006 et 2012 (Alkire, Apablaza et Jung, 2014).

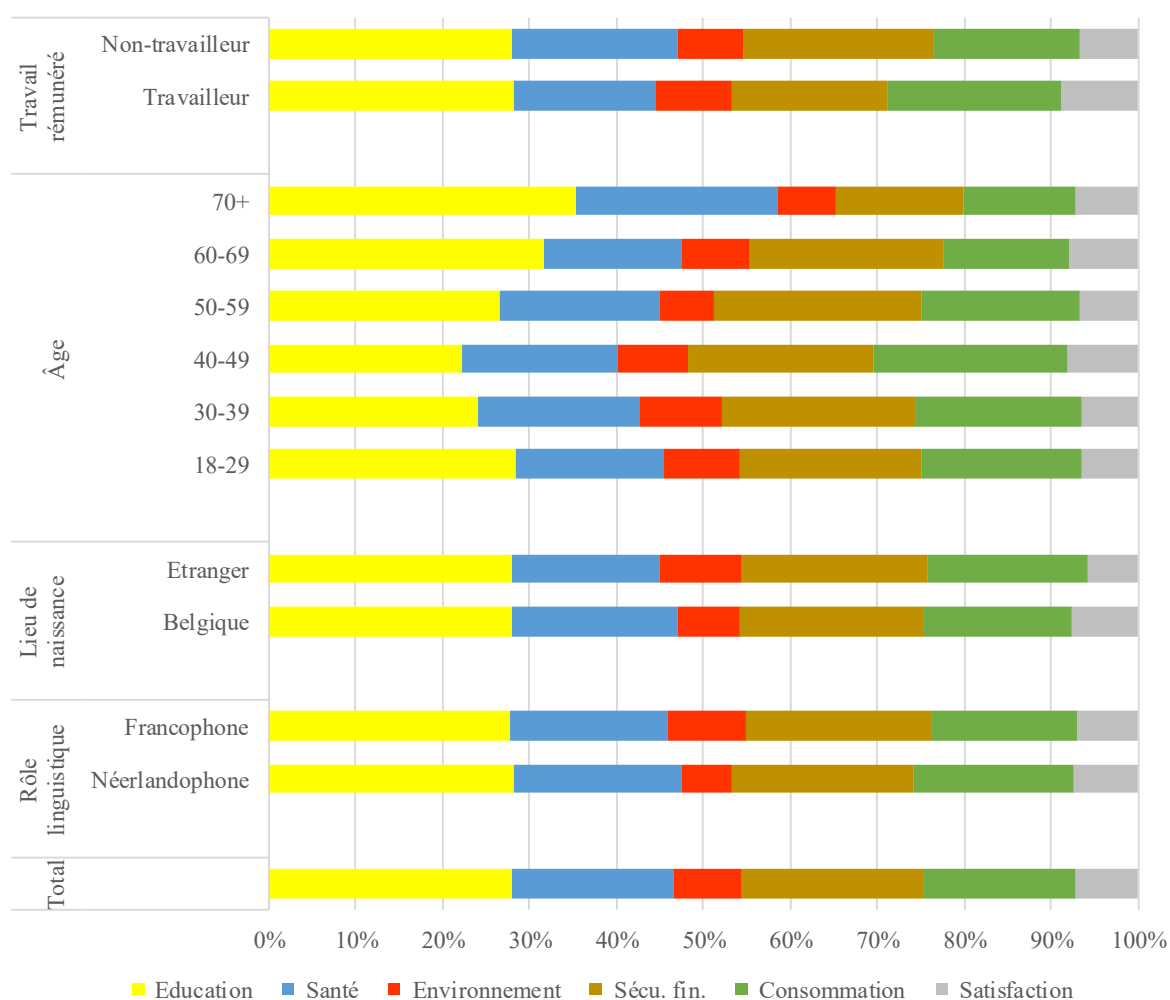
Le nombre d'enfants dans le ménage de l'individu est un autre critère utilisé : on distingue les sous-groupes d'individus ayant d'aucun à deux enfants, et ceux de trois enfants ou plus. Ce dernier sous-groupe permet d'analyser les conditions dans les familles nombreuses. Dans le groupe d'individus vivant dans une famille nombreuse, l'incidence de la pauvreté est la plus élevée (29,7 % d'entre eux sont pauvres), ainsi que le niveau de M_0 (13,3 %). Les contributions

⁷ Cf. Tableau A-4.3 en annexe pour le tableau complet.

de ce groupe au M_0 général et au H général sont toutes les deux proches à 2 % près de celles des individus appartenant à des ménages à deux enfants.

Une dernière catégorisation concerne l'activité principale des individus qui sont départagés en deux sous-groupes : ceux qui ont un travail rémunéré et ceux qui n'en ont pas. En toute logique, les mesures de pauvreté sur les non-travailleurs sont quatre fois plus élevées que celles des travailleurs. La contribution de chaque indicateur au M_0 (cf. Figure 4.2) montre que pour les non-travailleurs les contributions des trois indicateurs de « Santé » et de l'indicateur d'« Aides financières », sont plus élevées par comparaison aux individus qui travaillent. Il n'est pas anormal de trouver cette forte contribution de ce dernier indicateur chez les non-travailleurs, car la plupart des allocations qui sont considérées concernent les personnes en difficulté d'emploi.

Figure 4.2 – Contribution de chaque dimension au M_0 par sous-groupe, pondération égale et $k = 0,333$



4.5.2 Constats pour des politiques ciblées

Les différentes mesures issues de la méthode, en particulier pas sous-groupes, permettent de mieux cibler les politiques de lutte contre la pauvreté vers les groupes les plus touchés et au niveau des dimensions concernées. Sur cet ensemble de constats, il est dès lors possible d'améliorer l'efficacité des politiques.

En général, les dimensions liées à la santé et l'éducation expliquent à elles seules près de la moitié de la condition de pauvreté multidimensionnelle. L'épargne est aussi un indicateur important pour expliquer la pauvreté. La population belge comprend une grande proportion de pauvres francophones. Un tiers des individus nés à l'étranger sont en situation de pauvreté multidimensionnelle. Une intégration parfois difficile en est peut-être la cause. Enfin, la tranche d'âge des 50-59 ans affiche une plus grande proportion d'individus pauvres au plan multidimensionnel que les autres tranches d'âge, et la contribution de l'indicateur lié aux aides financières est particulièrement élevée. Une analyse plus en profondeur de la contribution de cet indicateur pourrait dès lors se justifier.

Cependant, l'interprétation ne peut pas faire abstraction des caractéristiques individuelles spécifiques au contexte. Par exemple, les individus plus âgés ont des manquements en éducation plus élevés que dans les tranches d'âge plus jeunes, ce qu'il convient aussi de lier au contexte : le niveau d'éducation requis dans la jeunesse de ces individus était beaucoup moins élevé qu'aujourd'hui, l'obligation scolaire étant de 14 ans (loi datant de 1914) ne sera porté à 18 ans qu'en 1983 (Grootaers, 1998). Cela nuance la situation des personnes âgées en Belgique au niveau de cette dimension.

4.6 Variables ordinales et mesures de pauvreté multidimensionnelle M_1 , M_2 , et M_α

Le calcul des mesures de pauvreté multidimensionnelle M_1 , M_2 et M_α n'est pas réalisable avec des variables ordinales et catégoriques comme les nôtres. En effet, certaines mesures statistiques doivent être appliquées avec prudence sur des jeux de données qui contiennent des données ordinales (Baum, 2006).

Dans le cas de la méthode AF, l'utilisation de données ordinales ne perturbe pas l'identification des individus pauvres et la mesure M_0 , car cette dernière dichotomise toutes les variables avant d'agréger (Alkire et Foster, 2007). Ainsi, M_0 fournit à la fois des comparaisons significatives et des propriétés axiomatiques favorables lorsque les données sont uniquement ordinales ou de types mixtes (e.g. avec des données cardinales).

Toutefois, Alkire et Foster (2011a) suggèrent la prudence lors de la combinaison des indicateurs binaires ou ordinaux avec des indicateurs à valeurs réelles dans le calcul des mesures de pauvreté multidimensionnelle avec $\alpha > 0$. Dans le calcul des mesures M_α basées sur les écarts de pauvreté normalisés, les variables ordinales ou binaires reçoivent automatiquement un poids plus élevé qu'elles ne devraient avoir (et plus élevé que les variables à valeur réelle). Dans le cas extrême des données binaires, les écarts de pauvreté normalisés sont toujours les plus élevés possibles. Dans notre cas, le fait de n'avoir que des variables ordinales ne permet pas le calcul de M_1 , M_2 et M_α car les écarts moyens de pauvreté G élevé à la puissance $\alpha > 0$ sont faussés. Pour rappel, G représente la profondeur de la carence, c'est-à-dire la distance entre

l'observation et le seuil. Dans le cas d'une variable cardinale, cette distance en valeurs réelles représente effectivement la profondeur de la carence. Puisque les variables ordinales ne donnent quant à elles que des valeurs représentant un ordre entre les résultats possibles, la distance avec le seuil de carence est biaisée par le nombre possible de réponses, pouvant varier d'une variable ordinale à l'autre. Il nous est donc impossible de générer les mesures M_1 , M_2 et $M_{\alpha>0}$ sachant qu'elles sont calculées uniquement avec des indicateurs en valeurs réelles.

Dans le cas hypothétique où nous voudrions combiner des indicateurs ordinaux ou binaires avec des indicateurs cardinaux, une structure de pondération différente pour chaque indicateur pourrait contrebalancer le poids implicitement plus élevé des indicateurs ordinaux ou binaires (Pacífico et Poege, 2016). Ce réajustement des pondérations à travers les différents types de variables peut se faire grâce à une méthode de structure de pondération plus penchée vers les données cardinales. Cette proposition formulée par Alkire et Foster (2007) signifie donner plus de poids aux variables cardinales, ce qui a aussi pour effet de modifier les mesures de pauvreté. L'utilisation de cette méthode n'est pas une solution en tant que telle pour résoudre le problème des données mixtes, mais offre plutôt un ajustement visant à rendre les valeurs de M_1 , M_2 et M_α plus réalistes en octroyant plus de poids aux variables cardinales. Toutefois, cette méthode a plutôt été abandonnée au vu de ses résultats et justifications peu convaincants.

Chapitre 5 Analyse de sensibilité

Ce chapitre permet de tester la légitimité des compromis et des choix posés pour les paramètres intervenant dans l'élaboration des mesures de pauvreté avec la méthode AF. Nous observons l'ampleur des changements dans ces mesures lorsqu'un seul des paramètres change. De fait, ces changements se répercutent aussi dans l'analyse par sous-groupes.

5.1 Indicateurs

Lors de la sélection des indicateurs, des compromis ont été faits et il a fallu souvent trancher entre plusieurs indicateurs. Pour illustrer la sensibilité des mesures de la pauvreté multidimensionnelle, nous changeons un indicateur par un autre. Parmi les indicateurs sélectionnés, il s'est avéré délicat de trancher entre les variables « Satisfaction de la vie » et « Bonheur », les deux mesures exprimant la perception de l'individu par rapport à sa propre situation. Ces deux indicateurs ont la même échelle de réponse, allant de très négatif (0) à très positif (10). La corrélation entre ces deux variables est forte : le rang de corrélation de Spearman est de 0,73. Cette forte corrélation n'est pas étonnante, ces deux variables reflétant des notions très proches.

Lorsque nous substituons l'indicateur de la perception de l'individu par rapport à sa situation – « Satisfaction vie » versus « Bonheur » –, les résultats restent forts similaires (Tableau 5.1). Même dans la contribution de chaque indicateur, aucune contribution ne change de plus de 0,2 % (excepté pour la variable portant sur la perception de l'individu, diminuant de 0,8 %) ⁸.

⁸ Cf. Tableau A- 4.5 en annexe.

Tableau 5.1 – Mesures de pauvreté multidimensionnelle par indicateur sélectionné pour la perception de l'individu par rapport à sa situation, pondération égale

Avec l'indicateur	M_0	H	A
Satisfaction de vie	0,080	17,1 %	46,8 %
Bonheur	0,079	17,0 %	46,4 %

Il n'est pas étonnant qu'au plus la corrélation entre deux variables pour lesquelles on hésite est forte, au plus le choix importe peu. La méthode est sensible au choix de l'indicateur seulement si le choix doit se faire entre des variables peu corrélées entre elles. L'ampleur de la variation des résultats est liée au poids de l'indicateur.

In fine, c'est le choix de la dimension qui est le plus délicat. Ce choix étant effectué, il est possible de trouver parmi les variables proposées dans la base de données, une qui illustre la dimension, selon les quatre critères d'Alkire (pour rappel, être intentionnellement comparables, être intrinsèquement valorisables, permettre l'identification des variations dans les dimensions, et si possible avoir déjà été utilisées, Alkire 2007b). Si aucune variable ne répond à la plupart de ces critères, il vaut mieux abandonner cette dimension.

5.2 Seuils de carence

Les seuils posés au niveau des indicateurs peuvent assurément influencer les résultats. Pour l'indicateur « Diplôme », nous avons fixé le seuil de telle sorte que les individus qui n'ont pas achevé l'enseignement secondaire supérieur sont considérés comme carencés. Si nous fixons ce seuil au niveau de l'enseignement secondaire inférieur – le niveau correspondant au niveau « faible » d'éducation achevé pour mesurer la qualité de la vie en Europe (Eurostat, 2017c) – la proportion de la population considérée comme carencée dans la dimension « Education » (cf. Tableau 4.3) diminue et passe de 36,1 % à 12,4 %.

Tableau 5.2 – Mesures de pauvreté multidimensionnelle par seuil sélectionné pour l'indicateur « Diplôme », pondération égale

Seuil lié au « Diplôme »	M_0	H	A
Enseignement secondaire supérieur	0,080	17,1 %	46,8 %
Enseignement secondaire inférieur	0,053	11,8 %	45,2 %

Du Tableau 5.2, il ressort que les mesures de pauvreté sont significativement influencées par le changement de seuil pour cet indicateur. Ce constat est cohérent au vu de la forte différence dans la proportion de population carencée dans cet indicateur et au poids qui lui est attribué (16,7 % du total). Les contributions de chaque dimension à M_0 changent beaucoup elles aussi

(Tableau 5.3), où celle liée à l'« Education » chute de moitié, toutes les autres dimensions gagnant en pourcentage de contribution.

Tableau 5.3 – Contribution à M_0 par dimension, par seuil sélectionné pour l'indicateur « Diplôme », pondération égale

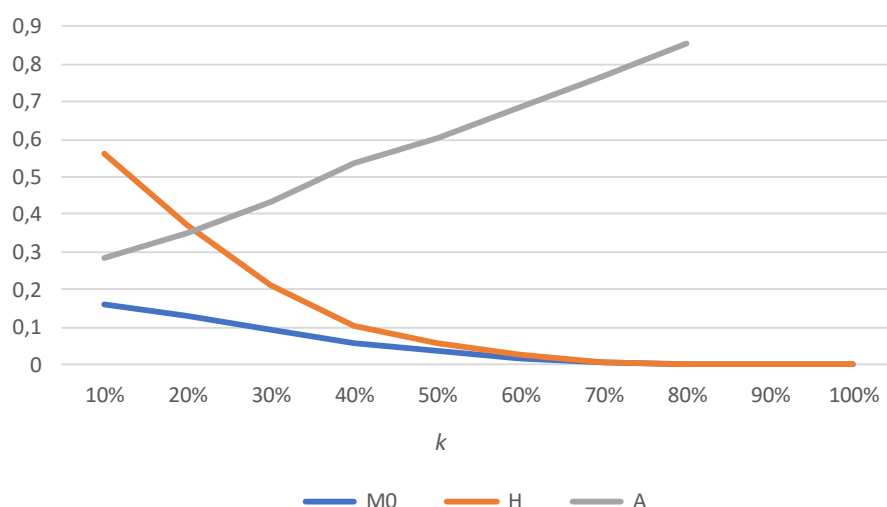
Contribution à M_0	Enseignement secondaire supérieur	Enseignement secondaire inférieur
Diplôme	0,280	0,148
Santé	0,186	0,221
Environnement	0,077	0,088
Sécurité financière	0,211	0,234
Consommation	0,174	0,215
Satisfaction de la vie	0,072	0,095

Ainsi, le fait de changer le seuil d'un indicateur qui a beaucoup de poids dans l'analyse peut avoir par ailleurs des répercussions sensibles sur les mesures de pauvreté. Au plus la proportion de la population concernée par cet indicateur change (ici de 36,1 % à 12,4 %), au plus les mesures de pauvreté vont être modifiées. Le choix d'un seuil doit aussi être justifié par rapport au contexte spécifique d'analyse. Un seuil de diplôme achevé au niveau de l'enseignement secondaire inférieur peut s'avérer plus adapté pour un pays en voie de développement. A l'inverse, dans un pays développé comme la Belgique, adopter un seuil à un niveau de diplôme achevé plus élevé peut se justifier au vu du contexte (scolarité plus accessible et obligatoire jusqu'à 18 ans).

5.3 Seuil de pauvreté k

Le seuil de pauvreté multidimensionnelle d'avoir deux dimensions au minimum (sur six dimensions) en carence a certes un aspect arbitraire, mais est cohérent avec la perception de la population vis-à-vis de la pauvreté multidimensionnelle (Alkire, Apablaza et Jung, 2014). Toutefois, il est aussi intéressant d'observer les changements dans les résultats lorsque le nombre de dimensions minimum prises en compte pour être considéré comme pauvre varie d'une dimension (approche d'union) à six dimensions (approche d'intersection) minimum. Lors de l'application de la méthode, nous avons observé les différents seuils de pauvreté k d'une (approche d'union) à trois dimensions minimum ($k = 16,7 \%$, $33,3 \%$ et 50%). La Figure 5.1 reprend les différentes mesures lorsque ce seuil de pauvreté varie entre 0 et 1.

Figure 5.1 – Variation de M_0 , H et A en fonction de k , pondération égale



Il est normal que si le seuil de pauvreté augmente, l'intensité de la pauvreté (A) augmente et l'incidence de la pauvreté (H) diminue. L'impact du changement de seuil k sur M_0 est amoindri grâce à l'indice A qui le compose. Le seuil de pauvreté k résulte d'un choix qui peut résolument changer les diverses mesures de pauvreté. Cela peut aussi justifier que certaines régions du monde se voient appliquer des seuils de pauvreté différents qui soient appropriés à leur contexte respectif (Alkire et Santos, 2010). Le choix de k est donc souvent dépendant du contexte (dont les objectifs de l'étude). Cette liberté dans le choix de k permet l'adaptation de la méthode AF à différents contextes et objectifs.

5.4 Structure de pondération

Pour estimer la pauvreté multidimensionnelle, A. K. Sen (1996) recommande que la structure de pondération utilisée soit explicite et transparente de manière à permettre un débat public étant donné son contenu en jugements de valeur. En effet, une structure de pondération différente affecte à la fois l'identification des pauvres et les mesures de pauvreté multidimensionnelle (Pacífico et Poege, 2016).

Jusqu'à présent nous utilisons une pondération égale : une structure de pondération nichée dans laquelle chaque dimension est pondérée de façon identique, et au sein de chaque dimension chaque indicateur est aussi pondéré de façon identique (Alkire, Apablaza et Jung, 2014). Cette pondération est appropriée quand les dimensions ont été choisies de telle manière qu'elles soient d'une importance relativement égale en tant qu'éléments constitutifs de la qualité de la vie (Alkire et Foster, 2011a). Des poids égaux entre les dimensions facilitent également l'interprétation des mesures pour les autorités. Ainsi, d'un commun accord entre les experts (dont Atkinson et ses collègues, 2002), il est recommandé de choisir des dimensions telles que leurs poids puissent être à peu près égaux. L'utilisation d'une pondération égale appliquée aux nombreuses statistiques officielles permet plus aisément des comparaisons (Alkire et Santos, 2013). Cependant, une des limites de cette approche est que le poids attribué aux indicateurs dans les dimensions comportant de nombreux indicateurs est inférieur à celui d'indicateurs au

sein d'autres dimensions constituées de moins d'indicateurs. Cette limite est toutefois atténuée si les variables choisies expriment bien les dimensions qu'elles représentent. (UNECE, 2016)

Il existe de nombreuses méthodes de pondération pour les mesures de pauvreté multidimensionnelle, toutes justifiées de façon empirique (Alkire et Foster 2007, Decancq et Lugo 2008, Watson, Sutton, Dibben et Ryan 2008, Esposito et Chiappero-Martinetti 2008, Ravallion 2011, Alkire et Foster 2011b, Ura, Alkire, Zangmo et Wangdi 2012).

Nous avons retenu une méthode qui semble obtenir de l'attention dans la littérature sur le sujet. Il est reconnu que des indicateurs basés sur l'interprétation et le jugement de l'individu peuvent être biaisés et changer à travers le temps (Alkire, Apablaza et Jung, 2014). Attribuer une pondération moindre aux indicateurs de ce type pourrait faciliter l'interprétation des tendances. Les indicateurs subjectifs et autodéclarés reçoivent ainsi des poids plus faibles et les indicateurs objectifs ou plus fiables ont des poids relativement plus élevés à l'intérieur de la dimension contenant ces indicateurs objectifs et subjectifs (Ura, Alkire, Zangmo et Wangdi, 2012).

Dans notre analyse, les variables utilisées qui sont passibles d'être altérées par le jugement de l'individu sont les variables :

- « Santé » la santé autodéclarée ;
- « Bruit », le bruit perçu au domicile ;
- « Sécurité », le sentiment de sécurité dans les environs ;
- « Satisfaction revenus », la satisfaction déclarée des revenus disponibles du ménage ;
- et « Satisfaction vie », la satisfaction de la vie autodéclarée.

Dans la section présente, nous modifions la structure de pondération égale par une structure de pondération qualifiée de « pondération objective » (cf. tableau 5.5). Le poids de la variable « Santé » est rabaisé, passant d'un tiers à un cinquième dans sa dimension (les deux autres indicateurs de cette dimension ont donc désormais un poids plus grand) et son poids dans le total passe de 5,6 % à 3,3 %. Le poids de « Bruit » dans la dimension « Environnement » est changé de deux dixièmes à un dixième, de même pour la variable « Sécurité ». Leurs poids respectifs dans le total passent donc de 3,3 % à 1,7 %. Ainsi, les trois autres variables plus objectives de la dimension « Environnement » reçoivent chacune un poids dans le total passant de 3,3 % à 4,4 %). Le poids de la variable « Satisfaction revenus » glisse d'un demi à trois dixièmes dans la dimension « Consommation ». Par conséquent, son poids dans le total diminue de 8,3 % à 5 %. Par contre nous ne changeons pas la pondération de l'indicateur « Satisfaction vie » car il s'agit de l'unique indicateur dans sa dimension qui vise par ailleurs à répercuter la perception (subjective) de l'individu quant à sa situation.

Pour illustrer une structure de pondération qui change le nombre de dimensions analysées (et donc également le seuil de pauvreté k), nous utilisons une pondération arbitrairement différente entre les dimensions. Nous nous sommes inspirés de la structure de l'Indice de Pauvreté Multidimensionnel (UNDP, s. d.) en regroupant nos dimensions portant sur les standards de vie : « Environnement », « Sécurité financière » et « Revenu ». Nous n'obtenons dès lors plus que quatre dimensions : « Education », « Santé », « Standards de vie » et « Satisfaction ». Nous gardons un poids égal entre ces quatre dimensions, étant donné que notre seuil de pauvreté est d'au moins deux dimensions carencées pour être considéré comme pauvre, nous devons changer le k de 33,3 % à 50 %. Nous appellerons cette structure de pondération « pondération IPM' ».

Les résultats (Tableau 5.4) connaissent une variation à très petite échelle entre les deux premières structures de pondération, tandis que la dernière affecte assurément les mesures de pauvreté.

Tableau 5.4 – Mesures de pauvreté multidimensionnelle selon la méthode de pondération

Pondération	M_0	H	A
Pondération égale ($k = 0,333$)	0,080	17,1 %	46,8 %
Pondération objective ($k = 0,333$)	0,079	16,8 %	47,4 %
Pondération IPM' ($k = 0,500$)	0,097	21,2 %	45,7 %

Le Tableau 5.5 récapitule la contribution de chaque indicateur à M_0 (les trois premières colonnes) et le poids de chacun des indicateurs dans le total (les trois dernières colonnes). Une différence est bien présente en fonction des structures de pondération, liée au changement de poids de chacun des indicateurs dans le total. Nous remarquons que la structure de pondération objective est fort semblable à la pondération égale, tandis que la pondération IPM' change indéniablement les contributions de chaque indicateur. Pour cette dernière pondération, la contribution de la dimension « Satisfaction » vaut plus du double de celle obtenue dans la pondération égale, et des indicateurs précédemment importants dans la contribution du M_0 perdent de leur importance (par exemple « Epargne » qui diminue de 13,4 % à 3,5 %).

Tableau 5.5 – Contribution à M_0 , par indicateur, par méthode de pondération
($k = 0,333$ pour les pondérations égale et objective, $k = 0,500$ pour la
pondération IPM')

Dimension	Indicateur	M_0 Pond. égale	M_0 Pond. objective	M_0 Pond. IPM'	Pond. égale	Pond. objective	Pond. IPM'
Éducation		0,280	0,273	0,376	16,7%	16,7%	25,0%
	Diplôme	0,280	0,273	0,376	16,7%	16,7%	25,0%
Santé		0,186	0,188	0,287	16,7%	16,7%	25,0%
	Santé	0,058	0,032	0,093	5,6%	3,3%	8,3%
	Assurance	0,059	0,074	0,091	5,6%	6,7%	8,3%
	Fin. santé	0,069	0,082	0,103	5,6%	6,7%	8,3%
Environnement		0,078	0,084	0,055	16,7%	16,7%	13,9%
	Humidité	0,017	0,024	0,012	3,3%	4,4%	2,8%
	Espace	0,010	0,019	0,006	3,3%	4,4%	2,8%
	Bruit	0,018	0,009	0,013	3,3%	1,7%	2,8%
	Nuisances env.	0,019	0,025	0,013	3,3%	4,4%	2,8%
	Sécurité	0,014	0,007	0,011	3,3%	1,7%	2,8%
Sécurité financière		0,212	0,207	0,057	16,7%	16,7%	5,6%
	Aides fin.	0,078	0,076	0,022	8,3%	8,3%	2,8%
	Épargne	0,134	0,131	0,035	8,3%	8,3%	2,8%
Consommation		0,174	0,183	0,051	16,7%	16,7%	5,6%
	Achats	0,090	0,137	0,027	8,3%	5,0%	2,8%
	Satis. revenus	0,084	0,046	0,024	8,3%	11,7%	2,8%
Satisfaction		0,072	0,070	0,174	16,7%	16,7%	25,0%
	Satis. vie	0,072	0,070	0,174	16,7%	16,7%	25,0%

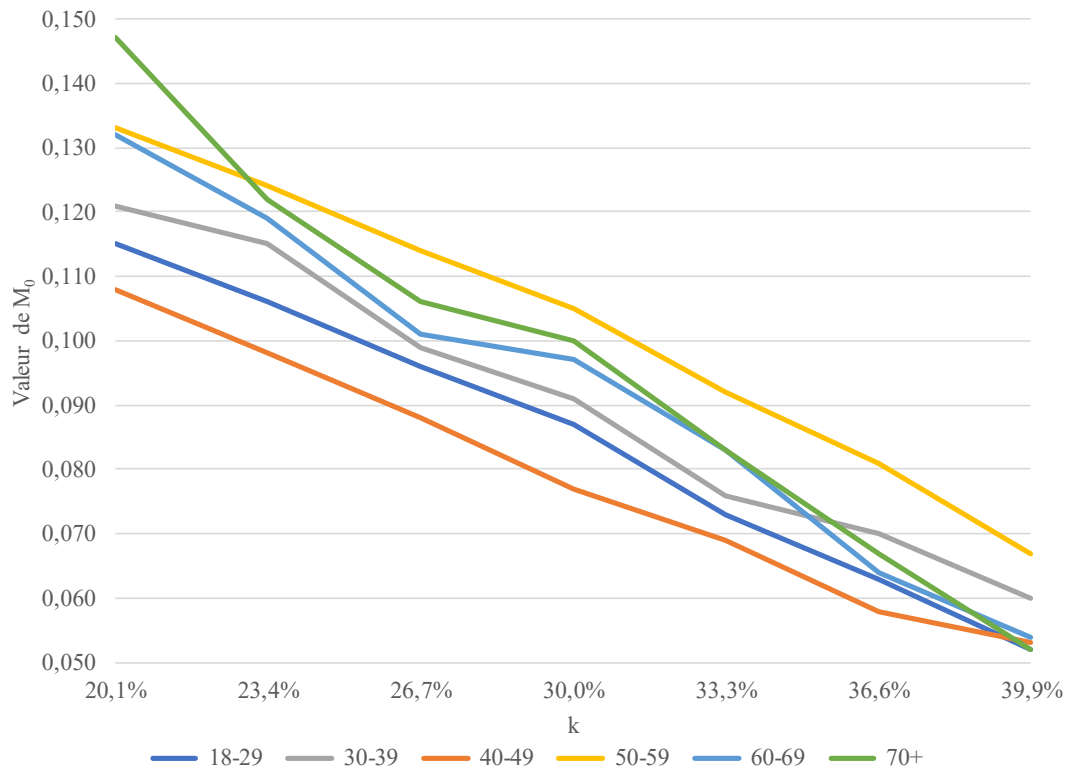
Cela confirme qu'une structure de pondération différente (surtout entre les dimensions) affecte à la fois l'identification des pauvres (H) et la mesure de pauvreté multidimensionnelle (M_0), ainsi que ses composantes. La dernière structure de pondération au niveau des dimensions IPM' est la plus intéressante au vu de la forte sensibilité des résultats. Ainsi, la définition de la pondération entre les différentes dimensions peut aussi dépendre des objectifs de l'autorité utilisant cette méthode. Par exemple, si le commanditaire veut appliquer la méthode dans le but de réduire principalement la pauvreté liée à l'éducation, la structure de pondération choisie peut octroyer plus de poids à la dimension « Education » par rapport aux autres dimensions. Il est important de remarquer que le seuil de pauvreté k doit être adapté en conséquence pour pouvoir tenir compte de cette dimension « Education » nouvellement pondérée (avec un poids plus grand que précédemment).

5.5 Tests de robustesse pour différents seuils de pauvreté k et pondérations

Le classement des individus basé sur une mesure de pauvreté particulière (comme le M_0) de différents sous-groupes peut être altéré quand ces différents paramètres varient (comme une pondération différente ou un seuil de pauvreté différent) (Alkire et al., 2015). Aussi faisons-nous une analyse de la robustesse du classement entre les sous-groupes au niveau de l'indice M_0 pour vérifier si ce classement des sous-groupes est préservé quand des paramètres changent. Si la situation initiale et les alternatives donnent exactement le même classement à travers les sous-groupes, nous pouvons dire que nos résultats sont robustes par rapport au changement de paramètres. On parle dès lors de dominance stochastique, en comparaison par paire (Alkire et al., 2015). Par exemple, le groupe A domine stochastiquement le groupe B si A n'a aucun M_0 inférieur à ceux de B pour n'importe quel seuil k . Nous pouvons faire le même exercice pour les trois méthodes de pondération présentées. Le principe ici est de tester si le classement des sous-groupes sur la base du M_0 change à travers différents k , de même que pour les trois méthodes de pondération présentées (pondération égale, pondération objective et pondération IPM').

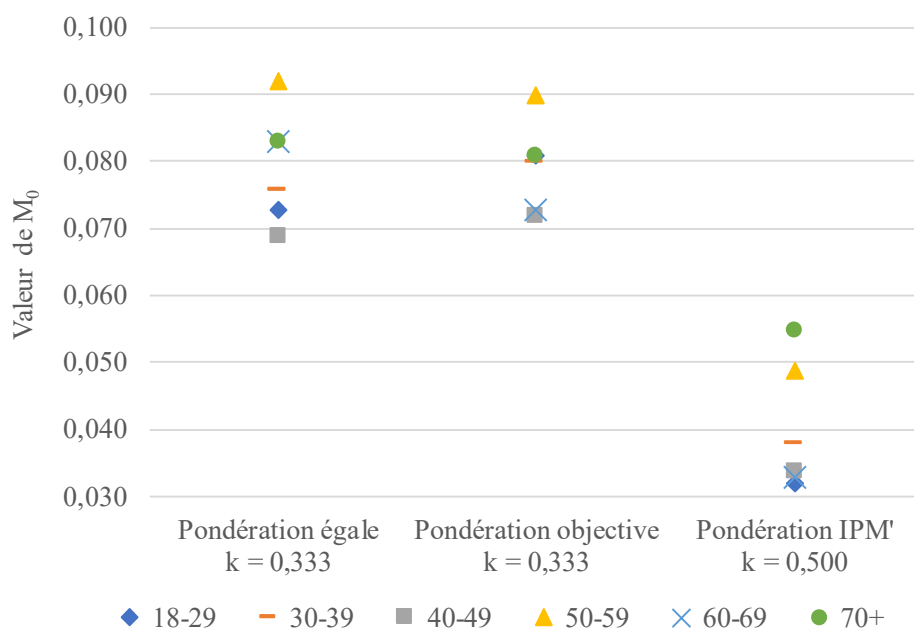
Nous testons d'abord les cinq sous-groupes catégorisés en fonction de l'âge. Nous exposons les résultats à pondération égale pour une gamme de seuils plausibles allant de 20 % à 40 % dans la Figure 5.2. Il ressort que quand le seuil de pauvreté est inférieur à 23,4 % ou supérieur à 33,3 %, au moins une dominance en comparaison par paire de tranche d'âge change. Nos résultats pour ces sous-groupes au niveau des catégories d'âge semblent donc être moins robustes à de tels seuils k . Notons tout de même que la catégorie d'âge qui nous intéressait le plus (50-59 ans) domine toutes les autres catégories d'âge, pour tous les seuils allant de 23,4 % à 40 %. Dès lors, cette dominance pour ce sous-groupe persévère davantage parmi les différents seuils. Nous trouvons que le classement par tranche d'âge est robuste au changement du seuil k , dans un intervalle allant de 23,4 % à 33,3 %.

Figure 5.2 – Variation des M_0 par tranche d'âge en fonction de k , pondération égale



Concernant les trois méthodes de pondérations (égale, objective et IPM'), la dominance est loin d'y persister. En effet, la Figure 5.3 montre que le classement sur la base des M_0 des différentes tranches d'âge est fortement perturbé par la méthode de pondération choisie. Lors de pondérations égale ou objective, ce sont les individus âgés de 50-59 ans qui ont le M_0 le plus élevé ; pour la pondération objective il s'agit de la tranche 70+. Le placement de la catégorie des 60-69 ans passe de deuxième à cinquième sur six quand nous ne choisissons plus la pondération égale. De nombreuses dominances sont ainsi violées au travers des trois méthodes de pondération.

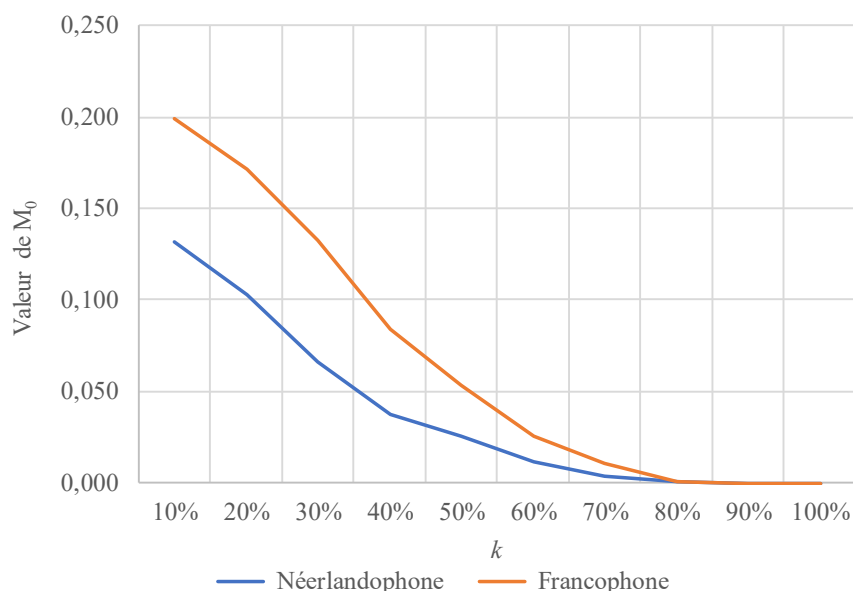
Figure 5.3 – Variation des M_0 par tranches d'âge en fonction de la pondération, k = au minimum deux dimensions en carence



Dans nos mesures de pauvretés multidimensionnelles par sous-groupe d'âge, le choix des pondérations change énormément le classement des sous-groupes selon leur M_0 . Il est donc essentiel de justifier l'utilisation de n'importe laquelle de ces structures de pondération. Aux arguments pour l'utilisation d'une pondération égale déjà présentés précédemment, nous ajoutons que cela permet d'éviter d'introduire une hiérarchie arbitraire entre les dimensions de la pauvreté.

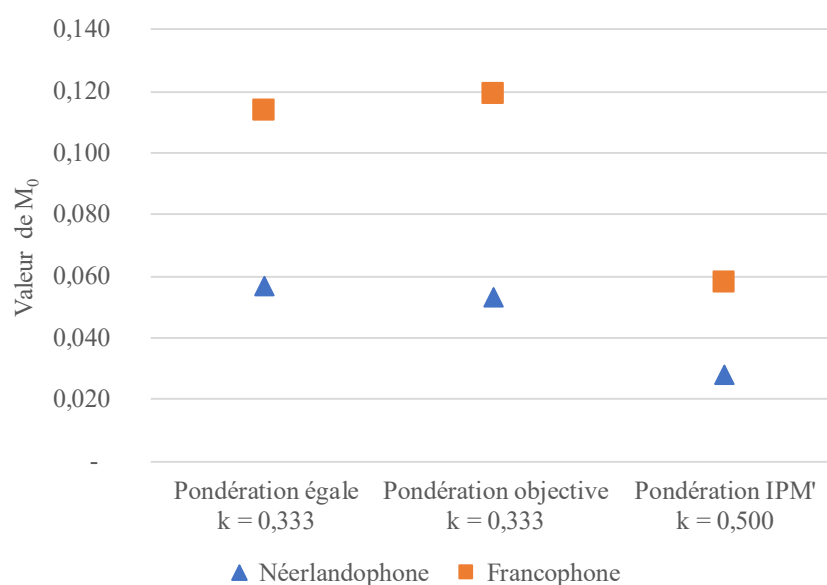
Pour illustrer le cas où le classement des sous-groupes est robuste sur l'ensemble des seuils k , nous testons les deux sous-groupes catégorisés en fonction du rôle linguistique.

Figure 5.4 – Variation des M_0 par rôle linguistique en fonction de k , pondération égale



Les résultats illustrés dans la Figure 5.4 prouvent que la valeur M_0 du sous-groupe francophone domine clairement celle du sous-groupe néerlandophone, pour n'importe quel k choisi. Il en va de même pour les trois méthodes de pondération dans la Figure 5.5. Ces sous-groupes de la population sont robustes pour tout k et pour les trois structures de pondération.

Figure 5.5 – Variation des M_0 par rôle linguistique en fonction de la pondération, k = au minimum deux dimensions en carence



Chapitre 6 Remarques et recommandations

Ce chapitre fait la synthèse des principales remarques formulées lors de l'application de la méthode AF méritant plus d'attention. L'application de la méthode AF à la base de données MEqIn nous a permis d'observer et de commenter les limites citées dans la littérature et de les compléter dans le contexte spécifique de la Belgique.

Nous avons appliqué l'approche de Ravallion (2010 et 2011) qui est de représenter les carences unidimensionnellement dans un tableau (tableau 4.3). Il est possible d'y consulter spécifiquement et séparément chaque indicateur dont il ressort des informations de différentes natures. L'analyse unidimensionnelle apprécie la pauvreté dimension par dimension sans tenir compte de la contribution conjointe des dimensions. Par contre, la démarche adoptée par Alkire et Foster – qui traite les dimensions conjointement – reconnaît implicitement le caractère multidimensionnel de la pauvreté. L'approche de Ravallion n'intervient pas dans l'élaboration de mesures destinée à lutter contre la pauvreté multidimensionnelle, mais peut compléter valablement l'analyse et être un préalable à l'élaboration des mesures de pauvreté multidimensionnelle.

Nous avons directement pu constater que l'application de la méthode AF est fortement tributaire des données utilisées, tout comme Ravallion (2010) et UNECE (2016). En effet, la contrainte de n'avoir aucune donnée manquante oblige à exclure des indicateurs potentiellement intéressants pour l'analyse de la pauvreté multidimensionnelle. Comme proposé par Conconi et Vaz (2014), on aurait pu adopter une règle d'imputation de valeurs aux données manquantes, ce qui suppose toutefois de faire des hypothèses supplémentaires. Une autre option, adoptée dans le cadre de ce travail, est de déterminer dès le début le pourcentage maximum de notre échantillon que l'on est prêt à rejeter pour ne pas perdre trop en représentativité par rapport à la population cible. Il s'agit de sélectionner les variables pour autant qu'il n'y ait pas plus qu'un certain pourcentage de données manquantes les concernant. Dans notre cas, nous avons fixé ce pourcentage à 10 %.

La dimension relative au travail et à ses caractéristiques (dont la qualité) est potentiellement intéressante : la qualité de l'emploi est associée avec la pauvreté et le respect de soi-même selon Alkire (2007b). Cependant, comme Capéau et Ramaekers (2017) le font remarquer, la base de données MEqIn n'offre logiquement pas d'information sur le travail pour les individus qui ne travaillent pas. Sachant que près de la moitié de l'échantillon (1 681 individus, soit 49 %) étudient ou ne travaillent pas, considérer cette dimension est peu pertinent dans le contexte de notre analyse.

Une seconde contrainte liée aux données, qui n'est pas suffisamment mise en avant par Alkire et Foster, est que les mesures M_1 , M_2 et M_a peuvent être calculées uniquement avec des indicateurs mesurés en valeurs réelles. Par conséquent, ces mesures de pauvreté multidimensionnelle ne peuvent être calculées dès qu'un indicateur est ordinal. Alkire et Foster (2007) ont proposé une alternative (réajustement des pondérations – cf. section 4.6), mais cette méthode semble avoir été abandonnée au vu de ses résultats et justifications peu convaincants. Une piste à approfondir est de développer une mesure qui peut être utilisée avec des données ordinales et qui (contrairement au M_0) satisfait la monotonie dans la profondeur des carences.

On pourrait penser que les indicateurs dans la méthode AF souffrent d'un problème d'inertie et de faible dynamique (Dotter et Klasen, 2014). Cela concerne en particulier le cas de l'indicateur

lié au niveau d'éducation achevé, qui est une mesure rétrospective. En effet, conceptuellement, les mesures d'éducation sont des mesures rétrospectives : le niveau d'éducation d'un individu est surtout déterminé dans sa jeunesse, pendant laquelle il effectue une grande partie de ses études. Or cet indicateur est mesuré au moment présent, sur la base du diplôme obtenu alors que son obtention dépend du contexte scolaire de l'époque. Il peut ne pas être anormal que les individus âgés aient des niveaux de diplômes moindres que les plus jeunes générations. Le niveau d'éducation s'est amélioré au fil du temps grâce au prolongement de la scolarité obligatoire. Il faut donc noter que si les autorités décident d'intervenir sur l'éducation, les résultats sur la pauvreté et les mesures la concernant ne seront perceptibles que des années plus tard. De plus, les résultats de cette intervention ne vont s'observer que sur les individus de la tranche d'âge concernée, ayant bénéficié de cette intervention pendant leur jeunesse. Comme le soulignent Dotter et Klasen, les dynamiques sont « un domaine urgent d'investigations supplémentaires et les travaux dans ce domaine sont en cours » (2014, p. 15).

Il faut être vigilant avec la catégorisation de la population en sous-groupes, malgré les résultats intéressants qui en découlent pour alimenter des propositions de politiques ciblées. L'application de critères pour départager les individus en sous-groupes (catégories) peut réduire le nombre d'individus analysés (en raison de données manquantes selon ce critère). Nous avons rencontré ce cas lorsque nous avons catégorisé les individus par localisation du domicile. La perte d'observations a réduit la représentativité de l'échantillon par rapport à la population cible. C'est à garder à l'esprit lorsque l'on catégorise la population en sous-groupes dans la méthode AF. Il convient aussi de justifier les critères utilisés pour réaliser la catégorisation en sous-groupes (à l'appui d'autres études pour plus de crédibilité et d'intérêt). Enfin, une analyse de robustesse sur la base de cette catégorisation permet de voir si les résultats portant sur ces sous-groupes sont robustes par rapport à la modification de certains paramètres. Si la robustesse est trop faible, une catégorisation alternative est à privilégier.

La méthode AF reste caractérisée par la multitude de compromis à effectuer, que ce soit au niveau des indicateurs regroupés en dimensions, du seuil de chaque indicateur, du seuil de pauvreté multidimensionnelle, ou de la structure de pondération. Notre analyse de sensibilité montre que ces résultats sont influencés par ces différents compromis. L'analyse de sensibilité doit bien sûr être cohérente et tester des paramètres choisis qui sont effectivement sujets à débat. Pour estimer la pauvreté multidimensionnelle, Sen (1996) recommande que la structure de pondération utilisée soit explicite et transparente de manière à être ouverte au débat public compte tenu de son fort contenu en jugements de valeur ; et nous pouvons étendre ces propos à l'ensemble des paramètres. Il revient aussi au chercheur de justifier et d'éclairer les compromis réalisés (à l'appui de sources qualifiées et en fonction du contexte d'analyse). C'est une partie de la démarche qu'Alkire et Foster mettent peu en évidence dans leurs travaux. Ils ne proposent en effet que très peu d'orientations pour réaliser ces compromis (Ravallion, 2010). Selon nous, la justification de chaque compromis fait partie de la démarche (cf. la section 4.2 « Méthodes de sélection des dimensions, variables et seuils »).

Le contexte spécifique de l'application de la méthode AF intervient aussi dans le choix de ces compromis. La flexibilité et l'adaptabilité des paramètres permettent aux mesures d'être adaptées aux circonstances institutionnelles, culturelles et spécifiques aux données (Alkire et Foster 2011b). Aussi des compromis ont été effectués en tenant compte du contexte spécifique de la Belgique. Par exemple, nous avons décidé du seuil de l'enseignement de secondaire supérieur pour identifier la frontière entre carence ou non au niveau de l'éducation, entre autres sur la base du fait que la fin de l'obligation scolaire en Belgique est à 18 ans. Tout individu qui

répond ne pas avoir de diplôme de l'enseignement secondaire supérieur n'a pas eu un cheminement « normal » d'enseignement selon la loi belge, et est en situation de carence pour cet indicateur. Nous hésitions aussi à utiliser la variable demandant si l'individu était affilié à une mutualité en Belgique pour apprécier la dimension « Santé » (à la place de la variable portant sur l'assurance hospitalisation). Cependant, après vérification, cette question est peu pertinente dans le cas belge car il est obligatoire de s'affilier à une mutualité en Belgique (Sécurité sociale, s. d.). Il est donc conseillé de vérifier si les indicateurs et seuils sélectionnés sont bien en accord avec le contexte d'analyse, tout en veillant bien sûr à ce que la mesure satisfasse les critères statistiques (UNECE, 2016).

Même s'il est mis en avant par Alkire et Foster (2007) que leur méthode permet de comparer les résultats entre différentes études basée sur cette méthode, sa flexibilité offre trop de marge de manœuvre dans le choix des dimensions, indicateurs, seuils, et pondérations. Cela amène à une mesure qui, à première vue semble comparable dans différents contextes d'application, mais est en fait peu comparable du fait des paramètres utilisés pour la construire. L'Indice de Pauvreté Multidimensionnelle (IPM) répond pour partie à cette critique, car dimensions, variables et seuils sont donnés, mais ils ne sont pas toujours respectés (Dotter et Klasen (2014) proposent par exemple un IPM revisité basé sur une évaluation empirique).

Au vu de ce qui précède, une alternative intéressante à l'IPM serait d'utiliser les neuf dimensions des mesures de la qualité de la vie d'Eurostat (2015b). Nous avons essayé de l'appliquer, mais les contraintes liées aux données (manquantes dans MEqIn 2016) ne nous ont pas permis de réaliser cet exercice sur l'ensemble des neuf dimensions. Une piste intéressante serait d'appliquer la méthode AF sur une base de données contenant ces neuf dimensions (et leurs différents indicateurs). Ainsi, une mesure alternative, dite mesure multidimensionnelle de la qualité de vie, peut être obtenue. Nous avons remarqué, par notre application à la Belgique, que les dimensions proposées pour mesurer la qualité de la vie semblent tout à fait adaptées à un contexte de pays européen. Les dimensions d'une telle mesure sont : conditions de vie matérielles, activité productive ou autre activité principale, santé, éducation, loisirs et rapports sociaux, sécurité économique et physique, gouvernance et droits élémentaires, environnement naturel et cadre de vie, et expérience générale de la vie. Les huit premières dimensions concernent les capacités fonctionnelles dont les individus devraient disposer pour poursuivre efficacement leur bien-être, et la dernière dimension fait référence à la réalisation personnelle de la satisfaction de vivre et du bien-être. Pour chacune de ces dimensions, un ensemble d'indicateurs statistiques pertinents est sélectionné, qui prend compte des facteurs objectifs et subjectifs. (Eurostat, 2015b) Nous obtiendrions dès lors une mesure multidimensionnelle basée sur la méthode AF plus complète (neuf dimensions) que l'IPM (qui n'a que trois dimensions).

Conclusion

Ce travail présente des mesures de pauvreté multidimensionnelle basées sur la méthode Alkire Foster, et appliquées à la base de données belge MEqIn (2016). Cette base de données fournit des informations sur un échantillon représentatif de la population cible (individus de 18 ans et plus, vivants en Belgique). Elle contient principalement des variables ordinales pour lesquelles de nombreuses données sont manquantes. La méthode AF est une méthode de comptage des carences qui se particularise par l'utilisation d'un double seuil pour identifier un individu comme étant pauvre ou non.

La méthode AF est répandue et est une méthodologie flexible qui peut accommoder différents indicateurs, pondérations et seuils. Cependant, elle présente des limites, dont celle de devoir effectuer de nombreux compromis concernant ses différents paramètres. Lors de l'application de la méthode AF, les critiques déjà présentes dans la littérature la concernant ont effectivement été observées. Nous apportons avec ce travail une application de la méthode AF ciblée sur la Belgique, ce qui semble être une première dans ce domaine.

Pour appliquer la méthode AF, nous avons d'abord procédé à une sélection des dimensions, variables et seuils. Nous avons à chaque fois justifié ces choix, en prenant appui sur des sources fiables comme Eurostat. La méthode étant très exigeante concernant les données manquantes, nous avons développé une règle d'exclusion des variables présentant trop de valeurs manquantes pour conserver un minimum de représentativité. Le contexte spécifique importe aussi et nous conseillons de vérifier si les paramètres sélectionnés (dont les indicateurs et leur seuil de carence) sont bien en accord avec le contexte d'analyse. Le résultat de cette sélection a donné 14 indicateurs regroupés par thème en six dimensions. Nous obtenons dès lors un échantillon de 3104 individus. La corrélation entre n'importe laquelle des variables est raisonnable (rang de corrélation de Spearman n'excédant jamais 0,39).

Les premières mesures de pauvreté multidimensionnelles sur l'ensemble de la population, à pondération égale entre les dimensions, sont intéressantes. L'ajout d'un tableau unidimensionnel constitue un préalable apprécié. Nous avons fait varier le seuil de pauvreté k et il semble que 0,333 (ou deux dimensions carencées au minimum sur six) soit un bon compromis, en plus de son utilisation courante constatée dans la littérature. Nous obtenons dès lors que 17,1 % de la population est pauvre (l'incidence de la pauvreté H), et en prenant compte l'intensité de la pauvreté A , la mesure « Adjusted Headcount Ratio » M_0 vaut 0,08. Lorsque nous observons la contribution de chaque indicateur à la mesure M_0 (ou le « Uncensored Headcount Ratio »), c'est l'éducation avec 28 % qui contribue le plus, suivit de la sécurité financière (21,1 %), dont son indicateur épargne (13,4 %).

Grâce à la propriété de décomposabilité, nous pouvons affiner l'analyse de la pauvreté multidimensionnelle par sous-groupes d'individus. Les résultats sont ainsi décomposés par rôle linguistique, genre, lieu de naissance, localisation du domicile, âge, nombre d'enfants dans le ménage et activité principale. Cela permet de dégager plusieurs constats utiles pour la formulation de politiques ciblées : la santé et l'éducation expliquent la moitié de la condition de pauvreté ; une plus grande proportion de francophones est pauvre ; un tiers des individus nés à l'étranger sont pauvres ; et les 50-59 ans ont une grande proportion d'individus pauvres (pour lesquels la contribution des aides financières intervient beaucoup). Cependant, le fait de départager les individus en différents sous-groupes sur la base d'un critère particulier ne doit pas aboutir à une trop grande perte d'observations au risque de trop affecter la représentativité de l'échantillon.

Au vu de tous les compromis réalisés dans cette méthode, une analyse de sensibilité pour les quatre paramètres choisis (indicateurs, seuils de carences, pondération et seuil de pauvreté) s'est avérée nécessaire. Elle montre que les résultats de la méthode AF y sont très sensibles (à l'exception du choix entre des indicateurs quand ceux-ci sont fortement corrélés). Il est donc important de les justifier, et ce en fonction de l'objectif et du contexte.

Par la suite, les tests de robustesse effectués pour différents seuils de pauvreté et différentes pondérations amènent quelques remarques. La dominance dans les rangs lorsque les paramètres sont modifiés, est liée au critère de sous-groupe que l'on veut analyser. Pour la catégorisation

par tranche d'âge, la robustesse des résultats est faible aux différents niveaux de k et aux trois pondérations envisagées. Alors que pour la catégorisation par rôle linguistique, la robustesse des résultats est beaucoup plus forte pour tout k et les trois pondérations. Nous pouvons donc affirmer que la sélection de la catégorisation en sous-groupes que l'on veut commenter dépend aussi de la robustesse de ses résultats.

Par ailleurs, il reste des pistes à explorer sur la méthode AF. L'impossibilité de calculer M_1 , M_2 et M_a dans la méthode AF sur des variables ordinales est un aspect de la méthode qui mérite des recherches. Alkire et Foster (2007) ont certes proposé une alternative, mais celle-ci est plutôt délaissée au vu des résultats et justifications peu convaincants. Les dynamiques (liées aux mesures rétrospectives) sont aussi un domaine d'investigation, le concept étant intéressant à approfondir (Dotter et Klasen 2014 sont du même avis).

Pour la conception de politiques, nous recommandons une justification méthodique de chaque compromis réalisé (référéncée et en fonction du contexte et des objectifs). Cette justification n'est que peu mise en évidence dans la méthode AF actuellement. Cependant, dans ce travail, nous n'avons pas présenté une analyse complète de la robustesse des résultats qui serait nécessaire pour obtenir une mesure totalement pertinente pour des politiques. De cette manière, de telles mesures obtenues avec la méthode AF guideraient plus efficacement des politiques qui visent la réduction de la pauvreté et de l'exclusion sociale dans les différentes dimensions mesurées.

Enfin, la grande flexibilité qu'offre la méthode AF dans son application présente aussi le revers de restreindre la comparabilité entre études. Elle reste cependant pertinente et complète dans la mesure où elle permet de tenir compte conjointement des différentes dimensions de la pauvreté.

Pour finir, l'alternative de construire un indice multidimensionnel de la qualité de vie pose les fondements pour des analyses appliquant la méthode AF en Belgique, et même en Europe, aux neuf dimensions de la qualité de vie développées par Eurostat.

Références bibliographiques

- ALKIRE, S. (2007a), « Choosing Dimensions: The Capability Approach and Multidimensional Poverty », *Chronic Poverty Research Centre Working Paper No. 88*.
- ALKIRE, S. (2007b), « The Missing Dimensions of Poverty Data: An Introduction », *OPHI Working Paper*, 00, University of Oxford.
- ALKIRE, S. et APABLAZA, M. (2016), « Multidimensional Poverty in Europe 2006-2012: Illustrating a Methodology », *OPHI Working Paper*, 74, University of Oxford.
- ALKIRE, S., APABLAZA, M. et JUNG, E. (2014), « Multidimensional poverty measurement for EU-SILC Countries », *OPHI Research in Progress*, 36c, University of Oxford.
- ALKIRE, S. et FOSTER, J. (2007, révisé en 2008), « Counting and multidimensional poverty measurement », *OPHI Working Paper*, 7, University of Oxford.
- ALKIRE, S. et FOSTER, J. (2009), « Counting and Multidimensional Poverty Measurement (short version) », *OPHI Working Paper*, 7.5, University of Oxford.
- ALKIRE, S. et FOSTER, J. (2011a), « Counting and multidimensional poverty measurement », *Journal of Public Economics*, 95 (7-8), pp. 476-487.
- ALKIRE, S. et FOSTER, J. (2011b), « Understandings and Misunderstandings of Multidimensional Poverty Measurement », *OPHI Working Paper*, 43, University of Oxford.
- ALKIRE, S., FOSTER, J. et SANTOS, M. E. (2011), « Where Did Identification Go? », *OPHI Working Paper*, 43b, University of Oxford.
- ALKIRE, S., FOSTER, J., SETH, S., SANTOS, M. E., ROCHE, J. M. et BALLON, P. (2015), « Multidimensional Poverty Measurement and Analysis », *OPHI Working Paper*, 89, University of Oxford.
- ALKIRE, S. et SANTOS, M. E. (2010), « Acute Multidimensional Poverty: A New Index for Developing Countries » *OPHI Working Papers*, 38, University of Oxford.
- ALKIRE, S. et SANTOS, M. E. (2013), « Measuring Acute Poverty in the Developing World: Robustness and Scope of the Multidimensional Poverty Index », *OPHI Working Paper*, 59, University of Oxford.
- ATKINSON, T., CANTILLON, B., MALIER, E. et NOLAN, B. (2002), *Social Indicators: The EU and Social Inclusion*, Oxford University Press, Oxford.
- ATKINSON, A.B. (2003), « Multidimensional deprivation: contrasting social welfare and counting approaches », *Journal of Economic Inequality*, vol. 1, pp.51-65.
- BAUM, C. F. (2006), *An Introduction to Modern Econometrics Using Stata*, Stata Press, College Station, Texas.

- CAPEAU, B. et RAMAEKERS, E. (2017), « Note on the preparation of the MEqIn dataset for internal use », Departement of Economics, KULeuven, CORE - Université catholique de Louvain.
- CAPEAU, B. et RAMAEKERS, E. (s. d.), « MEqIn sampling strategy and weights », Departement of Economics, KULeuven, CORE - Université catholique de Louvain.
- CHAKRAVARTY, S. R. et D'AMBROSIO, C. (2006), « The measure of social exclusion », *Review of Income and Wealth*, 52, pp. 377-398.
- CONCONI, A. et VAZ, A. (2014), Data Issues in Multidimensional Poverty Measurement [en ligne], OPHI, Oxford University, Disponible sur : <https://www.ophi.org.uk/wp-content/uploads/2-SS14-Data-Issues.pdf?0a8fd7>, (consulté le 26.07.2018).
- D'AMBROSIO, C., DEUTSCH, J. et SILBER, J. (2011), « Multidimensional Approaches to Poverty Measurement: An Empirical Analysis of Poverty in Belgium, France, Germany, Italy and Spain, based on the European Panel », *Applied Economics*, Taylor & Francis (Routledge), 43 (8), pp.951-961.
- DAVOINE, L. (2009), « L'économie du bonheur – Quel intérêt pour les politiques publiques ? », *Revue économique*, 60, pp. 905-926.
- DECANCQ, K. et LUGO, M. A. (2008), « Setting Weights in Multidimensional Indices of Well-being and Deprivation », *OPHI Working Paper*, 18, University of Oxford.
- DEWILDE, C. (2004), « The Multidimensional Measurement of Poverty in Belgium and Britain: A Categorical Approach », *Social Indicators Research*, 68(3), pp. 331-369.
- DOTTER, C. et KLASSEN, S. (2014), *The Multidimensional Poverty Index: Achievements, Conceptual and Empirical Issues*, UNDP Human Development Report Office – Occasional Paper, New York.
- ERIKSON, R. (1993), Descriptions of inequality: the Swedish approach to welfare research, dans Nassbaum et Sen (dir.), *The Quality of Life*, Clarendon Press, Oxford.
- ESPOSITO, L. et CHIAPPERO-MARTINETTI, E. (2008), « Restricted and Unrestricted Hierarchy of Weights », *OPHI Working Paper*, 22, University of Oxford.
- EUROSTAT (2015a), *Quality of life – Facts and views*, Statistical books, Luxembourg.
- EUROSTAT (2015b), Quality of life indicators [en ligne], Disponible sur : http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Quality_of_life_indicators , (consulté le 12.08.2018)
- EUROSTAT (2017a), Quality of life in Europe - facts and views - material living conditions [en ligne], Disponible sur : http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Quality_of_life_in_Europe_-_facts_and_views_-_material_living_conditions#Material_living_standards, (consulté le 03.08.2018).

- EUROSTAT (2017b), Quality of life in Europe - facts and views - overall life satisfaction [en ligne], Disponible sur : [http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Quality of life in Europe - facts and views - overall life satisfaction#Life satisfaction](http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Quality_of_life_in_Europe_-_facts_and_views_-_overall_life_satisfaction#Life_satisfaction) , (consulté le 03.08.2018).
- EUROSTAT (2017c), Quality of life in Europe – facts and views – education [en ligne], Disponible sur : [http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Quality of life in Europe - facts and views - education](http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Quality_of_life_in_Europe_-_facts_and_views_-_education), (consulté le 03.08.2018).
- EUROSTAT (2018a), Housing conditions [en ligne], Disponible sur : [http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Housing conditions#Housing quality.C2.A0.E2.80.94.C2.A0housing deprivation](http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Housing_conditions#Housing_quality.C2.A0.E2.80.94.C2.A0housing_deprivation) , (consulté le 03.08.2018).
- EUROSTAT (2018b), Territorial typologies [en ligne], Disponible sur : [http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Territorial typologies#Typologies](http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Territorial_typologies#Typologies), (consulté le 06.08.2018)
- FOSTER, J., GREER, J. et THORBECKE, E. (1984), « A class of decomposable poverty measures », *Econometrica*, 52 (3), pp. 761-766.
- GROOTAERS, D. (1998), *Histoire de l'enseignement en Belgique*, CRISP, Bruxelles.
- JINDRA, C. (2015), MPI – A Stata command for the Alkire-Foster method [en ligne], OPHI, Disponible sur : https://ophi.org.uk/ophi_events/mpi-a-stata-command-for-the-alkire-foster-method/, (consulté le 26.04.2018).
- LUSTIG, N. (2011), « Multidimensional Indices of Achievements and Poverty: What Do We Gain and What Do We Lose? », *CGD Working Paper*, 262, Center for Global Development, Washington, D.C.
- MEQIN (s. d.), The Project [en ligne], Disponible sur : <https://sites.uclouvain.be/meqin/project.html>, (consulté le 20.04.2018).
- NUSSBAUM, M. (1995), « Human Capabilities, Female Human Beings », *Women, Culture, and Development: A Study of Human Capabilities*, Clarendon Press, Oxford.
- OPHI (s. d. -a), Multidimensional Poverty [en ligne], Disponible sur : <https://ophi.org.uk/research/multidimensional-poverty/>, (consulté le 14.03.2018).
- OPHI (s. d. -b), Working Papers [en ligne], Disponible sur : <https://ophi.org.uk/resources/ophi-working-papers/> , (consulté le 14.03.2018).
- OPHI (s. d. -c), Alkire-Foster Method [en ligne], Disponible sur : <https://ophi.org.uk/research/multidimensional-poverty/alkire-foster-method/>, (consulté le 14.03.2018).
- OPHI (s. d. -d), How to apply the Alkire Foster method [en ligne], Disponible sur : <https://ophi.org.uk/research/multidimensional-poverty/how-to-apply-alkire-foster/>, (consulté le 10.04.2018).

- PACIFICO, D. et POEGE, F. (2016), « Estimating measures of multidimensional poverty in Stata », *Center for the Analysis of Public Policies (CAPP)*, 131, Università di Modena e Reggio Emilia, Dipartimento di Economia Politica.
- PANNECOUCKE, I., LAHAYE, W., VRANKEN, J. et VAN ROSSEM, R. (2014), *Pauvreté en Belgique – Annuaire 2014*, Academia Press, Gent.
- PONTY, N. (1998), « Mesurer la pauvreté dans un pays en développement », *Statéco*, 90-91, pp. 53-67.
- RAVALLION, M. (2010), « Mashup Indices of Development », *Policy Research Working Paper*, 5432, The World Bank.
- RAVALLION, M. (2011), « On multidimensional indices of poverty », *Policy Research Working Paper Series*, 5580, The World Bank.
- RITME (s. d.), STATA release 15 [en ligne], Disponible sur : <https://ritme.com/fr/logiciels/stata/>, (consulté le 23.03.2018).
- SECURITE SOCIALE (s. d.), Mutualités [en ligne], Disponible sur : <https://www.socialsecurity.be/citizen/fr/sante/mutualites>, (consulté le 12.08.2018)
- SEN, A. K. (1985), *Commodities and Capabilities*, Oxford University Press, Delhi.
- SEN, A. K. (1987), *The Standard of Living: The Tanner Lectures*, Cambridge University Press, Cambridge.
- SEN, A. K. (1992), *Inequality re-examined*, Clarendon Press, Oxford.
- SEN, A. K. (1996), On The Foundations of Welfare Economics: Utility, Capability and Practical Reason, dans Francesco, Hahn et Vannucci (dir.), *Ethics, Rationality, and Economic Behaviour*, Clarendon Press Oxford, pp. 50-65.
- SLEURS, E. (2016), Troisième Plan fédéral de la lutte contre la pauvreté (2016-2019) (2016) [en ligne], SPP intégration sociale, Disponible sur : https://www.mis.be/sites/default/files/documents/plan_federal_de_lutte_contre_la_pauvrete_2016-2019_0.pdf, (consulté le 01.08.2018).
- STATBEL (2018), Les indicateurs de pauvreté en Belgique en 2017 (EU-SILC) [en ligne], Disponible sur : <https://statbel.fgov.be/fr/nouvelles/les-indicateurs-de-pauvrete-en-belgique-en-2017-eu-silc>, (consulté le 30.07.2018).
- STIGLIZ, J. E., SEN, A. et FITOUSSI, J.-P. (2009), Report by the Commission on the Measurement of Economic Performance and Social Progress [en ligne], Disponible sur : <http://ec.europa.eu/eurostat/documents/118025/118123/Fitoussi+Commission+report>, (consulté le 28.07.2018)
- TOWNSEND, P. (1979), *Poverty in the United Kingdom*, Penguin Books, London.
- TOWNSEND, P. (1987), « Deprivation », *Journal of Social Policy*, 16 (2), pp. 125-146.

- UNDP (2010), *Human Development Report: The Real Wealth of Nations: Pathways to Human Development*, UNDP, New York.
- UNDP (s. d.), Multidimensional Poverty Index (MPI) [en ligne], UNDP – Human Development Reports, Disponible sur <http://hdr.undp.org/en/content/multidimensional-poverty-index-mpi> , (consulté le 09.08.2018).
- UNECE (2016), Chapter 4: Multidimensional Poverty and its Measurement [en ligne], UNECE, Seminar on poverty measurement – WP12, Disponible sur : https://www.unece.org/fileadmin/DAM/stats/documents/ece/ces/ge.15/2016/Wshp/5.WP12_Chapter4_Guide_Monetary_poverty.pdf, (consulté le 07.08.2018).
- URA, K., ALKIRE, S., ZANGMO, T. et WANGDI, K. (2012), *A Short Guide to Gross National Happiness Index*, The Centre for Bhutan Studies.
- VRANKEN, J., DE BOYSER, K. et DRIERCKX, D. (2006), *Armoede en sociale uitsluiting – Jaarboek 2006*. Acco, Leuven.
- VRANKEN, J., DE KEULENAER, F. (2000), A la recherche d'indicateurs [en ligne], Service de lutte contre la pauvreté, la précarité et l'exclusion sociale, Disponible sur : <http://www.luttepauvrete.be/publications/rapportbisannuelindicateurs.pdf>, (consulté le 10.08.2018).
- WATSON, V., SUTTON, M., DIBBEN, C. et RYAN, M. (2008), « Deriving Weights for the Index of Multiple Deprivation Based on Societal Preferences: The Application of a Discrete Choice Experiment », *OPHI Working Paper*, 24, University of Oxford.
- WHELAN, C. T., LAYTE, R., MAITRE, B., GANNON, B., NOLAN, B., WATSON, D. et WILLIAMS, D. (2003), « Monitoring Poverty Trends in Ireland: Results from the 2001 Living in Ireland Survey », *Policy Research Series Paper*, 51, ESRI, Dublin.
- WHELAN, C. T., NOLAN, B. et MAITRE, B. (2014), « Multidimensional Poverty Measurement in Europe: An Application of the Adjusted Headcount Approach », *Journal of European Social Policy*, 24 (2), pp. 183-197.

