PAUVRETÉ, CROISSANCE ET CIBLAGE : PROPRIÉTÉS ASYMPTOTIQUES DES ESTIMATEURS DES ÉLASTICITÉS AVEC APPLICATION AU BÉNIN

Cosme Vodounou

De Boeck Supérieur | « Revue d'économie du développement »

2004/2 Vol. 12 | pages 65 à 84

ISSN 1245-4060
ISBN 2-8041-4806-8

Pauvreté, croissance et ciblage : propriétés asymptotiques des estimateurs des élasticités avec application au Bénin

Poverty, Growth and Targeting : Asymptotic Properties of Elasticity Estimators with an Application to Benin

Cosme Vodounou*

Institut National de la Statistique et de l'Analyse Économique (Bénin)

Nous étudions les propriétés asymptotiques des estimateurs des élasticités ainsi que celles de l'estimateur du paramètre de ciblage et montrons que ces estimateurs sont asymptotiquement normaux. Par des simulations de Monte Carlo, nous examinons le comportement des élasticités dans les petits échantillons. Dans ce cadre, nous notons d'une part l'importance du biais dans les très petits échantillons et d'autre part l'aspect leptokurtique des distributions. L'estimation des élasticités et du paramètre de ciblage sur la base des données récentes issues des enquêtes sur les conditions de vie des ménages réalisées en milieu urbain et en milieu rural en 1999 et 2000 permet d'identifier le Nord rural et le Sud rural comme zones cibles prioritaires en matière de réduction de la pauvreté. Dans ces deux zones, les profils des ménages cibles sont définis en fonction des variables socio-démographiques telles que l'âge, le sexe, le niveau d'instruction et la branche d'activité du chef de ménage. L'intérêt majeur de cette étude est d'offrir aux praticiens des outils d'évaluation de politiques économiques par la mise en oeuvre de tests adéquats fondés sur les élasticités et le paramètre de ciblage.

Classification JEL : I32,C13,C15,C16

Mots clés : Elasticité, paramètre de ciblage, normalité asymptotique, réduction de pauvreté, zones cibles, ménages cibles

---

* Cette étude a été réalisée dans le cadre des travaux de Mimap - Bénin. Je tiens à remercier Jean-Yves Duclos, Touhami Abdelkhalek, Dorothée Boccanfuso, Luc Savard ainsi que tous les participants de l'atelier régional tenu à Dakar en septembre 2001 pour les différentes contributions qui ont permis d'améliorer cet article. Adresse postale : B.P. 323 Cotonou (BENIN) ; Courriel : vodounoc@yahoo.fr ou vodounoc@insae.org

In this paper, we study the asymptotic properties of estimators of poverty elasticities and targeting parameters in order to facilitate tests. We show that the asymptotic distribution of the estimators is a gaussian one. We also examine via monte carlo simulation the behavior of these statistics in small samples. In this context, we present evidence that the distribution of the elasticities is leptokurtic and that the biases can be important in very small samples. Estimations of the elasticities and of the targeting parameters based on the observations of households' living conditions in urban and rural areas in Benin in 1999 and 2000 are used to identify North rural and South rural as two possible targeting areas for national poverty reduction objectives. We have also defined for those two areas the profile of households to be targeted, according to socio-demographic variables like, age, gender, instruction, and activities of the head of the household. The major interest of this study is to offer practitioners some tools to assess economics policies by doing appropriate tests based on the elasticities and the targeting parameter.

Key words : Elasticity, targeting parameter, asymptotic normality, poverty reduction, targeting areas, targeting househoulds

1 INTRODUCTION

Réduire la pauvreté est devenu aujourd'hui un sujet de grande préoccupation. Pour atteindre cet objectif, il est nécessaire de comprendre l'impact des politiques économiques qui visent à accroître le niveau de vie ou à réduire les inégalités. Pour ce faire, des indicateurs naturels sont les élasticités. Kakwani (1980) présente les expressions de ces élasticités pour les classes usuelles des indices de pauvreté.

L'objectif principal de cette étude est d'étudier d'une part les propriétés asymptotiques des estimateurs des élasticités des indices de pauvreté par rapport à un indicateur de niveau de vie (revenu ou dépense) et à l'indice de Gini, et d'autre part, celles des paramètres de ciblage fondés sur l'approche de Kanbur (1988) et Ravallion (1988). La dérivation de ces propriétés, en particulier, les expressions des variances asymptotiques est surtout motivée par le souci de faire des tests sur la base de ces estimateurs.

Sur le plan statistique, de nombreux travaux se sont intéressés aux propriétés des estimateurs des indices de pauvreté et de ceux des indices d'inégalité. En général, l'inférence qui y est faite est fondée sur la normalité asymptotique des estimateurs considérés. Dans certains travaux, l'approche adoptée est univariée [Kakwani (1993), Garry et al. (1995)]; dans d'autres, elle est multivariée et prend en compte les corrélations entre estimateurs [Bishop, Formby et Zheng (1995), Bishop, Formby et Zheng (1997), Beach et Davidson (1983), Davidson et Duclos (1997, 2000)].

S'agissant des élasticités des indices de pauvreté par rapport à un indicateur de niveau de vie et à l'indice de Gini, et des paramètres de ciblage, les propriétés statistiques de leurs estimateurs n'ont pas été étudiées dans la littérature que nous avons pu consulter. De ce point de vue, cette étude constitue une contribution importante pour les praticiens.

La suite de l'article s'articule comme suit. La section 2 rappelle, suivant une approche multivariée, la distribution asymptotique des estimateurs usuels des indices de pauvreté et dérive celle des estimateurs des élasticités. Dans la section 3, on s'intéresse aux propriétés asymptotiques des estimateurs des paramètres de ciblage développés par Kanbur (1988) et Ravallion (1988). La section 4 étudie par simulation de Monte Carlo les propriétés à distance finie des estimateurs. La section 5 est consacrée aux applications sur les données des enquêtes portant sur les conditions de vie des ménages réalisées en milieu urbain en 1999 (ELAM9) et en milieu rural en 1999-2000 (ECVR2). On y estime les indices de pauvreté et les différentes élasticités. Les écarts types sont calculés par l'approche asymptotique. L'analyse des résultats obtenus avec les tests permet d'esquisser un ciblage des pauvres. La section 6 présente la conclusion.

2 INÉGALITÉ, CROISSANCE ET PAUVRETÉ

2.1 Comportement asymptotique des indices de pauvreté

Soit P un indice décomposable de pauvreté. Si $f(x)$ est la densité de probabilité d'un indicateur du niveau de vie X (dépense ou revenu par équivalent adulte par exemple), alors P s'écrit pour une ligne de pauvreté z

$$P = \int_0^z \theta(x,z) f(x) dx \tag{1}$$

où $\theta(x,z)$ est une fonction décroissante en x, croissante en z et homogène de degré 0 en x et z.

La classe des indices proposés par Foster, Greer et Thorbecke (1984) correspond à $\theta(x,z) = (1 - x/z)^\alpha$ avec $\alpha \geqslant 0$; celle de Watts (1968) correspond à $\theta(x,z) = \log(z/x)$. L'indice de Clark et al. (1981) correspond à $\theta(x,z) = [1 - (x/z)^\alpha]/\alpha$. Le paramètre α s'interprète comme le paramètre d'aversion pour la pauvreté. Plus il est élevé, plus on s'intéresse aux plus pauvres.

L'estimateur de P obtenu sur la base de N observations de X est donné par :

$$\hat{P} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N} \theta(x_i, z) 1 \left(x_i \leqslant z \right) \tag{2}$$

Cet estimateur est sans biais et asymptotiquement normal et on a :

$$\sqrt{N} \left(\hat{P} - P \right) \mapsto N \left(0, W \right) \tag{3}$$

avec $W = E \left(\theta^2(X, z) \right) - \left[E \left(\theta(x, z) \right) \right]^2$. La variance asymptotique W est estimée par

$$\hat{W} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \theta^2(x_i, z) 1 \left(x_i \leqslant z \right) - \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \theta(x_i, z) 1 \left(x_i \leqslant z \right) \right]^2 \tag{4}$$

Pour la classe des estimateurs usuels de type Foster, Greer et Thorbecke (FGT) et Watt, les valeurs $0, 1$ et 2 du paramètre d'aversion pour la pauvreté α sont couramment utilisées. Si on note P_α les indices FGT, il est clair que $\hat{P}_0, \hat{P}_1$ et $\hat{P}_2$ sont corrélés. Un estimateur fonction de ceux-ci devrait tenir compte de cette corrélation. Bishop, Formby et Zheng (1997) ont étudié dans cette perspective la distribution asymptotique des estimateurs $\left(\hat{H}, \hat{I}, \hat{G}, \hat{S} \right)$ de (H, I, G, S) avec $H = P_0$ l'incidence de pauvreté, $I = P_1/P_0$ l'intensité de la pauvreté, G l'indice de Gini[1] du revenu des pauvres et S l'indicateur de Sen (1976).

Remarque 1 *Les indices P étant décomposables, on peut s'intéresser à des estimateurs valables pour l'ensemble de la population en considérant*

$$\hat{P}^* = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (n_i/\bar{n}) \theta(x_i, z) 1 \left(x_i \leqslant z \right) \tag{5}$$

où n_i est la taille du ménage i, $\bar{n} = \sum_{i=1}^{N} n_i/N$ la taille moyenne des ménages et N le nombre de ménages observés [Kakwani (1993)].

---

1 L'indice G défini par $G = 2 \int_0^1 (p - L(p)) dp$ est estimé par

$$\hat{G} = \left(q(q-1) \bar{x}_q \right)^{-1} \sum_{i=1}^{q} \sum_{j=1}^{q} \left| x_{(i)} - x_{(j)} \right| /2$$

où q est l'effectif des ménages pauvres. L'indicateur de Sen (1976) est donné par $S = (2/q(q-1))\, nz \sum_{i=1}^{q} \left(z - x_{(i)} \right) (q + 1 - i)$ avec z la ligne de pauvreté.

2.2 Elasticité croissance, élasticité Gini et implications

On suppose que P est à la fois influencé par la moyenne μ de X, le seuil de pauvreté z et le niveau de l'inégalité dans la population dont une mesure est l'indice de Gini G. Pour z fixé, on considère que P a deux composantes : la première est liée à la croissance et la seconde à l'inégalité de sorte que $P = P(\mu, G)$. Suivant les travaux de Kakwani (1981), la variation relative de P peut être décomposée de la façon suivante :

$$\frac{dP}{P} = \eta_P \frac{d\mu}{\mu} + \varepsilon_P \frac{dG}{G} \tag{6}$$

où les élasticités η_P et ε_P sont définies par :

$$\eta_P = \frac{1}{P} \int_0^z \frac{\partial \theta}{\partial x} x f(x) dx \tag{7}$$

$$\varepsilon_P = \frac{1}{P} \int_0^z \frac{\partial \theta}{\partial x} (x - \mu) f(x) dx \tag{8}$$

L'élasticité croissance η_P est négative puisque $\theta(x, z)$ est une fonction décroissante en x. Elle est neutre à l'inégalité; c'est-à-dire qu'elle est définie en maintenant inchangée la courbe de Lorenz. On a donc $\eta_P = \frac{dP}{P} / \frac{d\mu}{\mu}$.En matière de politique économique, η_P indique le pourcentage de réduction de l'indicateur P lorsqu'on augmente la moyenne μ de 1% en maintenant constante l'inégalité dans la population. Comme l'indice de pauvreté est décomposable, on peut s'intéresser à l'effet de l'augmentation du revenu moyen d'un groupe sur la pauvreté du groupe ou la pauvreté nationale.

L'élasticité Gini ε_P est définie en maintenant constant le niveau du revenu moyen μ; elle est de ce fait neutre à la croissance et est donnée par $\varepsilon_P = \frac{dP}{P} / \frac{dG}{G}$. L'élasticité ε_P s'interprète comme le pourcentage de variation de P quand l'inégalité est réduite de 1% en maintenant constant le niveau moyen du revenu ou de la consommation. Le signe de ε_P est ambigü dans (8) et dépend de la position de z par rapport à μ. Si $z < \mu$ alors $\varepsilon_P > 0$ et plus l'inégalité est forte, plus accentuée serait la pauvreté.

Lorsqu'on se fixe comme objectif de maintenir constant le taux de pauvreté, on peut faire un arbitrage entre croissance et inégalité. Par exemple, on peut s'intéresser à l'accroissement de revenu qui serait concomitant à une baisse de l'inégalité de 1% pour maintenir inchangé l'indice de pauvreté. On définit pour ce faire le taux marginal proportionnel de substitution (MPRS) par $MPRS = \frac{d\mu}{\mu} / \frac{dG}{G}$. De l'équation (6), on en déduit que :

$$MPRS = -\frac{\varepsilon_P}{\eta_P} \tag{9}$$

2.3 Comportement asymptotique des élasticités croissance et Gini

On s'intéresse au comportement asymptotique des élasticités croissance et Gini des classes usuelles d'indices décomposables de pauvreté FGT.

2.3.1 Elasticité croissance neutre à l'inégalité

Comme on l'a souligné ci-dessus, l'élasticité croissance neutre à l'inégalité permet d'apprécier l'impact de la hausse du revenu ou des dépenses sur la pauvreté nationale. Sans perte de généralités, on suppose que c'est le revenu moyen de l'ensemble des ménages qui connaît une hausse. L'élasticité croissance neutre à l'inégalité est estimée pour la classe FGT par :

$$\begin{aligned} \hat{\eta}_{P_\alpha} &= -\frac{z\hat{f}(z)}{P_0} && \text{si} \quad \alpha = 0 && (10) \\ &= -\alpha\frac{\hat{P}_{\alpha-1} - \hat{P}_\alpha}{\hat{P}_\alpha} && \text{si} \quad \alpha > 0 && (11) \end{aligned}$$

avec $\hat{f}(z) = \frac{1}{hN}\sum_{i=1}^{N} K\left(\frac{x_i - z}{h}\right)$ un estimateur non paramétrique de la densité de la distribution du revenu des ménages $f(z)$ au seuil de pauvreté z; $\hat{P}_\alpha$ et $\hat{P}_{\alpha-1}$ sont des estimateurs sans biais de P_α et $P_{\alpha-1}$. Le noyau $K(x) = (3/4)\left(1 - x^2/5\right)/\sqrt{5}$ si $|x| < \sqrt{5}$ est celui d'Epanechnikov. Quant au paramètre de lissage, on a retenu $h = 0.9An^{-1/5}$

L'estimateur $\hat{\eta}_{P_\alpha}$ $(\alpha \geqslant 0)$ est une fonction non linéaire de ceux des indices de pauvreté. Il est biaisé à distance finie. Le biais de $\hat{\eta}_{P_0}$ dépend, au premier ordre de celui de $\hat{f}(z)$. Or il est bien connu que celui-ci ne dépend pas directement du nombre d'observations, mais du paramètre de lissage h. On peut réduire de $\hat{\eta}_{P_0}$ à travers celui de $\hat{f}(z)$. Les arguments en faveur d'une réduction de $\hat{f}(z)$ on été développés par Parzen (1962) et Bartlett (1963).

Pour le cas $\alpha > 0$, le biais de $\hat{\eta}_{P\alpha}$ est nul au premier ordre. Il est facile de montrer qu'au second ordre, c'est une fonction non linéaire des indices de pauvreté.

Dans les grands échantillons, le biais des estimateurs des élasticités croissance neutres est nul et la distribution est gaussienne comme le stipule le théorème suivant.

Théorème 1

a) Si $f(x)$ est continu et $\alpha = 0, \sqrt{N}\ (\hat{\eta}_{P_0} - \eta_{P_0})$ suit une loi normale de moyenne nulle et de variance V_{as} donnée par $V_{as}(\hat{\eta}_{P_0}) = \frac{z^2\hat{f}(z)\int K^2}{h\hat{P}_0^2} - 2\frac{z^2\hat{f}(z)}{\hat{P}_0^2}\left[\hat{g}(z) - \hat{f}(z)\right] + \frac{z^2\hat{f}^2(z)}{\hat{P}_0^3}\left(1-\hat{P}_0\right)$ *avec K le noyau d'Epanechnikov défini par $K(x) = (3/4)\left(1 - x^2/5\right)/\sqrt{5}$ si $|x| < \sqrt{5}$ et $\hat{g}(z) = \frac{1}{h\sum_{i=1}^N 1(x_i<z)}\sum_{i=1}^N K\left(\frac{x_i-z}{h}\right)1\left(x_i<z\right)$*

b) Si $\alpha > 0$, $\sqrt{N}\ (\hat{\eta}_{P_\alpha} - \eta_{P_\alpha})$ est aussi normal de moyenne nulle et de variance $\left(\frac{\alpha}{\hat{P}_\alpha}\right)^2\left[\hat{P}_{2(\alpha-1)} + \frac{\hat{P}_{\alpha-1}^2\hat{P}_{2\alpha}}{\hat{P}_\alpha^2} - \frac{2\hat{P}_{\alpha-1}\hat{P}_{2\alpha-1}}{\hat{P}_\alpha}\right]$

2.3.2 Elasticité Gini neutre à la croissance

On considère l'indice Gini comme la mesure de l'inégalité. L'élasticité Gini $\hat{\varepsilon}_{P_\alpha}$ permet d'analyser l'effet d'une modification de l'inégalité sur la pauvreté en maintenant constant le revenu moyen de la population. Son estimateur est donné par :

$$\hat{\varepsilon}_{P_\alpha} = (\hat{\mu} - z)\frac{\hat{f}(z)}{\hat{P}_0} \qquad \text{si} \quad \alpha = 0 \qquad (12)$$

$$= \alpha\frac{z\hat{P}_\alpha - (\hat{\mu} - z)\hat{P}_{\alpha-1}}{z\hat{P}_\alpha} \qquad \text{si} \quad \alpha > 0 \qquad (13)$$

Comme les estimateurs des élasticités croissance neutres à l'inégalité, ceux des élasticités Gini neutres à la croissance sont aussi biaisés dans les petits échantillons puisqu'ils sont aussi des fonctions non linéaires de $\hat{\mu}$, $\hat{f}(z)$, $\hat{P}_\alpha$ et $\hat{P}_{\alpha-1}$. Le biais de $\hat{\varepsilon}_{P_0}$ dépend, au premier ordre du paramètre de lissage h. Il est donné par :

$$biais(\hat{\varepsilon}_{P_0}) = -\frac{(\mu - z)}{P_0}biais(\hat{f}(z)) = \frac{5\,(\mu - z)\,f(z)}{16P_0}h^2 + o(h^2) \qquad (14)$$

Pour $\alpha > 0$, le biais est nul au premier ordre.

Lorsque le nombre d'observations augmente indéfiniment, les estimateurs des élasticités Gini neutres à la croissance sont convergents et asymptotiquement gaussiens comme le précise le théorème ci-après.

Théorème 2 *Si $f(x)$ est continu, l'estimateur $\hat{\varepsilon}_{P_\alpha}$ est convergent et asymptotiquement normal. La variance asymptotique $V_{as}(\hat{\varepsilon}_{P_\alpha})$ est* *donnée par :*

$$N \times V_{as}\left(\hat{\varepsilon}_{P_\alpha}\right) = J_0 \Omega_0 J_0' \alpha = 0$$
$$= J_\alpha \Omega J_\alpha' \alpha > 0$$

avec $J_0 = [\,(\mu - z)/P_0 \quad -(\mu - z) f(z)/P_0^2 \quad f(z)/P_0\,]$,

$$J = [\,-\alpha(z-\mu)/zP_\alpha \quad \alpha(z-\mu)P_{\alpha-1}/zP_\alpha^2 \quad \alpha P_{\alpha-1}/zP_\alpha\,]$$

$$\hat{\Omega} = \begin{bmatrix} \hat{P}_{2(\alpha-1)} - \hat{P}_{\alpha-1}^2 & \hat{P}_{2\alpha-1} - \hat{P}_{\alpha-1}\hat{P}_\alpha & (z-\hat{\mu})\,\hat{P}_{\alpha-1} - z\hat{P}_\alpha \\ \hat{P}_{2\alpha-1} - \hat{P}_{\alpha-1}\hat{P}_\alpha & \hat{P}_{2\alpha} - \hat{P}_\alpha^2 & z\left(\hat{P}_\alpha - \hat{P}_{\alpha+1}\right) - \hat{\mu}\hat{P}_\alpha \\ (z-\hat{\mu})\,\hat{P}_{\alpha-1} - z\hat{P}_\alpha & z\,(P_\alpha - P_{\alpha+1}) - \mu P_\alpha & \hat{\sigma}^2 \end{bmatrix}$$

et

$$\hat{\Omega}_0 = \begin{bmatrix} \hat{f}(z)\int K^2/h & \hat{\Omega}_{012} & \hat{\Omega}_{013} \\ \hat{\Omega}_{021} & \hat{P}_0(1-\hat{P}_0) & (z-\hat{\mu})\,\hat{P}_0 - \hat{\mu}\hat{P}_0 \\ \hat{\Omega}_{031} & (z-\hat{\mu})\,\hat{P}_0 - \hat{\mu}\hat{P}_0 & \hat{\sigma}^2 \end{bmatrix}$$

et $\hat{\Omega}_{012} = \hat{\Omega}_{021} = \hat{P}_0\left(\hat{g}(z) - \hat{f}(z)\right)$;
$\hat{\Omega}_{013} = \hat{\Omega}_{031} = \frac{1}{Nh}\sum_{i=1}^{N} x_i K\left(\frac{x_i - z}{h}\right) - \hat{\mu}\hat{f}(z)$, $\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})^2$
avec $\hat{g}(z) = \frac{1}{h\sum_{i=1}^{N} 1(x_i<z)}\sum_{i=1}^{N} K\left(\frac{x_i-z}{h}\right) 1\,(x_i < z)$

3 CIBLAGE DANS LES GRANDS ÉCHANTILLONS

Les indices de pauvreté présentés ci-dessus ont l'avantage d'être décomposables. Selon cette propriété, l'indice national P_α s'écrit :

$$P_\alpha = \sum_{k=1}^{m} \omega_k P_{k,\alpha}$$

avec $\sum \omega_k = 1$ où ω_k est la proportion de la population nationale située dans le groupe k et où $P_{k,\alpha}$ est l'indice de pauvreté de ce groupe.

Pour déterminer le groupe sur lequel des actions ciblées pourraient conduire à une réduction maximum de la pauvreté, toutes choses égales par ailleurs, Kanbur (1988) et Ravallion et Chao (1989) ont étudié l'effet d'une politique économique visant à augmenter le revenu de tous les individus du groupe k de λ unités monétaires. Kakawni (1988) considère qu'une telle politique déplace vers le haut la courbe de Lorenz du groupe

k et réduit l'inégalité de $\lambda/(\mu_k + \lambda)$ dans ce groupe. Il en résulte une réduction de la pauvreté nationale de

$$\frac{dP_\alpha}{P_\alpha} = \lambda\omega_k \frac{P_{k,\alpha}}{P_\alpha}\left(\frac{\eta_{P_{k,\alpha}}}{\mu_k} - \frac{\varepsilon_{P_{k,\alpha}}}{\mu_k + \lambda}\right) \tag{15}$$

où $\lambda\omega_k$ s'interprète comme le coût de ciblage du groupe k.

Lorsqu'on dépense une unité monétaire pour le groupe i, l'indicateur de ciblage interprété comme le bénéfice marginal en termes de réduction de la pauvreté, en proportion de la pauvreté nationale, est défini par

$$\Lambda_k = \lim_{\lambda \to 0} -\frac{dP_\alpha/P_\alpha}{\lambda\omega_k} = -\frac{P_{k,\alpha}}{P_\alpha \mu_k}\left[\eta_{P_{k,\alpha}} - \varepsilon_{P_{k,\alpha}}\right] \tag{16}$$

Pour le ciblage de l'ensemble de la population, on a :

$$\Lambda = -\frac{1}{\mu}\left[\eta_{P_\alpha} - \varepsilon_{P_\alpha}\right] \tag{17}$$

de sorte que l'indicateur normalisé de ciblage du groupe k proposé par Kakwani (1988) est $T_{k,P_\alpha} = \Lambda_k/\Lambda$.

Si $T_{k,P_\alpha} = 0$, alors le ciblage du groupe k ne réduit pas la pauvreté, ce qui peut arriver si ce groupe ne contient aucun pauvre.

Si $T_{k,P_\alpha} = 1$, alors l'effet du ciblage du groupe k est équivalent à celui de l'ensemble de la population.

Si tous les pauvres appartenaient au groupe k, le ciblage de celui-ci aurait un effet maximal. On considère que le groupe k est bien ciblé si $T_{k,P_\alpha} > 1$.

Pour la classe particulière des indices FGT, l'estimateur de l'indicateur normalisé de ciblage est défini par :

$$\hat{T}_{k,P_\alpha} = \frac{\hat{P}_{k,\alpha-1}}{\hat{P}_{\alpha-1}} \qquad \text{si} \quad \alpha > 0 \tag{18a}$$

$$= \frac{\hat{f}_k(z)}{\hat{f}(z)} \qquad \text{si} \quad \alpha = 0 \tag{18b}$$

Si, par exemple, la priorité du gouvernement est de réduire la profondeur ou la sévérité de la pauvreté nationale, les groupes k à cibler sont ceux pour lesquels l'indice $\hat{P}_{k,\alpha-1}$ ($\alpha = 1$ ou 2) dépasse celui du niveau national $\hat{P}_{\alpha-1}$ ($\alpha = 1$ ou 2). De même, si la priorité du gouvernement est de réduire l'incidence de pauvreté, les meilleures cibles seront les groupes pour lesquels les individus sont plus concentrés autour du seuil qu'au niveau national.

Théorème 3 *L'estimateur $\hat{T}_{k,P_\alpha}$ de l'indicateur de ciblage est convergent et asymptotiquement normal. Sa variance asymptotique est donnée par : a) Si $\alpha = 0$*

$$N \times V_{as}\left(\hat{T}_{k,P_0}\right) = \frac{\hat{f}_k(z)\int K^2}{h_k\left[\hat{f}(z)\right]^2} + \frac{\left(\hat{f}_k(z)\right)^2\int K^2}{h\left[\hat{f}(z)\right]^3} - 2\frac{\hat{f}_k(z)}{\left[\hat{f}(z)\right]^3}\left[\frac{1}{Nk_kh_kh}\sum_{j=1}^{N}K^2\left(\frac{x_{kj}-z}{h}\right)1\left(x_{kj}\in G_k\right) - \hat{f}_k(z)\hat{f}(z)\right]$$

avec k_k le poids du groupe k, h_k le paramètre de lissage entrant dans l'estimation de la fonction de densité $f_k(z)$ du groupe k, G_k l'ensemble des observations x_{kj} du groupe k et x_{kj} l'observation de x chez l'individu j du groupe k. b) si $\alpha > 0$

$$N \times V_{as}\left(\hat{T}_{k,P_\alpha}\right) = \frac{1}{\hat{P}^2_{\alpha-1}}\left[\hat{P}_{k,2(\alpha-1)} - \hat{P}^2_{k,\alpha-1}\right] + \frac{\hat{P}^2_{k,\alpha-1}}{\hat{P}^4_{\alpha-1}}\left[\hat{P}_{2(\alpha-1)} - \hat{P}^2_{\alpha-1}\right] - 2\frac{\hat{P}^2_{k,\alpha-1}}{\hat{P}^3_{\alpha-1}}\left[k_k\hat{P}_{k,\alpha-1} - \hat{P}_{\alpha-1}\right]$$

Le théorème 3 est important pour le ciblage car, d'un point de vue statistique, les groupes cibles peuvent être déterminés en testant l'hypothèse $H_0 : T_{k,P_\alpha} > 1$ contre $H_a : T_{k,P_\alpha} \leqslant 1$. On comparera la statistique $\left(\hat{T}_{k,P_\alpha} - 1\right)/\sqrt{V_{as}\left(\hat{T}_{k,P_\alpha}\right)}$ à -1.64 au niveau conventionnel de 5%. Si $\left(\hat{T}_{k,P} - 1\right)/\sqrt{V_{as}\left(\hat{T}_{k,P}\right)} \leqslant -1.64$, on rejette H_0.

La statistique $\hat{T}_{k,P_\alpha}$ diffère de celle proposée par Kanbur (1988). L'indicateur de ciblage proposé par celui-ci permet d'apprécier la réduction marginale de la pauvreté nationale par unité monétaire de dépenses gouvernementales per capita. Son estimateur est donné par

$$\hat{T}_{k,Kanbur} = -\alpha\hat{P}\left(k;z;\alpha-1\right) \leqslant 0 \qquad \text{si} \quad \alpha > 0 \qquad (19)$$

$$= -\hat{f}(k;z) \leqslant 0 \qquad \text{si} \quad \alpha = 0 \qquad (20)$$

Les équations (19) et (20) suggèrent des politiques intéressantes en matière de ciblage. Si la politique du gouvernement vise à réduire l'incidence de pauvreté nationale, on doit cibler les groupes dont la proportion d'individus est la plus concentrée autour du seuil de pauvreté, peu importe l'incidence de pauvreté obtenue avec ce seuil. Si par contre, le gouvernement vise la réduction de la profondeur de la pauvreté, on doit cibler les groupes pour lesquels l'incidence de pauvreté est élevée ; enfin si on vise la baisse de la sévérité de la pauvreté (ou l'inégalité parmi les pauvres), les groupes prioritaires sont ceux pour lesquels la profondeur est accentuée. En définitive, plus α est élevé, plus les chances de voir les groupes les plus pauvres favorisés par le ciblage sont grandes.

4 SIMULATIONS DE MONTE CARLO

On étudie les propriétés des élasticités et de l'indicateur de ciblage à partir des simulations de Monte Carlo. Pour ce faire, les dépenses sont générées par une loi log-normale de paramètres μ et σ^2. Pour une ligne de pauvreté z, les vraies valeurs des indices de pauvretés P_0, P_1 et P_2 de la classe FGT sont données par :

$$P_0 = \Phi\left((\ln z - \mu)/\sigma\right)$$
$$P_1 = P_0 - \frac{\exp\left(\left(\sigma^2 + 2\mu\right)/2\right)}{z}\Phi\left((\ln z - \mu)/\sigma - \sigma\right)$$
$$P_2 = 2P_1 - P_0 + \frac{2\exp\left(\left(2\sigma^2 + 2\mu\right)\right)}{z^2}\Phi\left((\ln z - \mu)/\sigma - 2\sigma\right)$$

On en déduit celles des élasticités ε_{P_α} et η_{P_α}. Pour le cas $\alpha = 0$, on a :

$$\eta_{P_0} = -\frac{zf(z)}{P_0}$$
$$\varepsilon_{P_0} = \left(\exp\left[\left(\sigma^2 + 2\mu\right)/2\right] - z\right)\frac{f(z)}{P_0}$$

avec $f(z) = \exp\left(-(\ln z - \mu)^2/2\sigma^2\right)/z\sigma\sqrt{2\pi}$

Les valeurs de μ et σ^2 sont choisies de façon à reproduire les données issues de l'enquête sur les conditions de vie en milieu rural réalisée en 1999-2000. Pour $\mu = 11,393$, $\sigma = 0,4875$ et $z = 90409$ FCFA par équivalent adulte, le tableau suivant présente les vraies valeurs des élasticités.

Pour $T = 100$, 200, 500 et 1000 observations et $\alpha = 0, 1, 2$, on étudie par simulation de 10000 replications de Monte Carlo, les propriétés

Tableau 1 : *Vraies valeurs des paramètres*

	P_α	ε_{P_α}	η_{P_α}
$\alpha = 0$	$0,5156$	$-1,5859$	$0,1663$
$\alpha = 1$	$0,1544$	$-2,3401$	$1,3503$
$\alpha = 2$	$0,0636$	$-2,8564$	$2,5093$

des statistiques $(\hat{\varepsilon}_{P_\alpha} - \varepsilon_{P_\alpha})/\hat{\sigma}_{\varepsilon_\alpha}$ et $(\hat{\eta}_{P_\alpha} - \eta_{P_\alpha})/\hat{\sigma}_{\eta_\alpha}$. Les fonctions de densité sont estimées par la méthode non paramétrique de noyau. Le noyau choisi pour les simulations est celui d'Epanechnikov. Quant au paramètre de lissage, on a retenu $h = 0,9An^{-1/5}$ avec $A = \min$ (écart-type, longueur de l'intervalle interquartile / $1,34$) pour tenir compte de la dispersion des données.

Les tableaux 2 et 3 ci-après montrent qu'à distance finie, la distribution des élasticités n'est pas symétrique. Elle est plus aplatie à droite pour $(\hat{\varepsilon}_{P_\alpha} - \varepsilon_{P_\alpha})/\hat{\sigma}_{\varepsilon_\alpha}$ et à gauche lorsqu'on considère $(\hat{\eta}_{P_\alpha} - \eta_{P_\alpha})/\hat{\sigma}_{\eta_\alpha}$. Ces distributions sont aussi plus dispersées que la loi normale standard centrée et réduite $N(0,1)$ et présentent des queues de distribution plus épaisses que celle-ci. Cet aspect leptokurtique est d'autant plus marqué que le nombre d'observations est petit.

Tableau 2 : *Caractéristiques de la distribution de* $(\hat{\varepsilon}_{P_\alpha} - \varepsilon_{P_\alpha})/\hat{\sigma}_{\varepsilon_\alpha}$

	Moyenne	variance	Kurtosis	Skewness
$\alpha = 0$				
$T = 50$	$0,0449$	$1,1226$	$3,6673$	$0,3471$
$T = 100$	$0,2287$	$0,7316$	$2,9753$	$0,3134$
$T = 200$	$0,2556$	$0,7477$	$2,9359$	$0,2757$
$T = 500$	$0,2466$	$0,7257$	$3,1274$	$0,1623$
$T = 1000$	$0,1979$	$0,7386$	$3,0057$	$0,0968$
$\alpha = 1$				
$T = 50$	$0,0429$	$1,1258$	$3,6609$	$0,3495$
$T = 100$	$-0,0380$	$1,0685$	$3,1634$	$0,0634$
$T = 200$	$-0,0062$	$1,0435$	$3,2785$	$0,0811$
$T = 500$	$-0,0057$	$1,0213$	$3,0458$	$0,0341$
$T = 1000$	$0,0054$	$1,0129$	$3,0042$	$0,0348$
$\alpha = 2$				
$T = 50$	$0,0462$	$1,1170$	$3,6647$	$0,3487$
$T = 100$	$0,0441$	$1,0602$	$3,2838$	$0,4174$
$T = 200$	$0,0107$	$1,0341$	$3,2045$	$0,3139$
$T = 500$	$0,0216$	$1,0151$	$3,1060$	$0,2205$
$T = 1000$	$0,0134$	$1,0001$	$3,1401$	$0,1586$

Une analyse plus fine montre par ailleurs l'instabilité de la variance de la statistique $(\hat{\varepsilon}_{P_\alpha} - \varepsilon_{P_\alpha})/\hat{\sigma}_{\varepsilon_\alpha}$ dans les petits échantillons pour le cas spécifique de $\alpha = 0$. Pour ce même cas, les résultats suggèrent l'importance du biais qui atteint sa valeur maximale pour $T = 200$.

Pour le cas $\alpha > 1$, le biais est relativement faible et décroît plus vite entre $T = 100$ et $T = 200$. Ce constat est perceptible pour $\alpha = 1$.

Tableau 3 : *Caractéristiques de la distribution de* $(\hat{\eta}_{P_\alpha} - \eta_{P_\alpha})/\hat{\sigma}_{\eta_\alpha}$

	Moyenne	*variance*	*Kurtosis*	*Skewness*
$\alpha = 0$				
$T = 50$	$-0,2374$	$1,1304$	$4,1639$	$-0,8643$
$T = 100$	$-0,2024$	$1,0863$	$4,0258$	$-0,7264$
$T = 200$	$-0,1813$	$1,0507$	$3,5300$	$-0,5761$
$T = 500$	$-0,1519$	$0,9950$	$3,1626$	$-0,3479$
$T = 1000$	$-0,1021$	$0,9838$	$2,9681$	$-0,2802$
$\alpha = 1$				
$T = 50$	$-0,1102$	$1,1118$	$3,5757$	$-0,5537$
$T = 100$	$-0,0849$	$1,0789$	$3,4141$	$-0,3730$
$T = 200$	$-0,0697$	$1,0415$	$3,1753$	$-0,3083$
$T = 500$	$-0,0513$	$1,0059$	$2,9620$	$-0,1652$
$T = 1000$	$-0,0175$	$1,0043$	$2,9350$	$-0,1494$
$\alpha = 2$				
$T = 50$	$-0,1463$	$1,0829$	$3,8739$	$-0,6163$
$T = 100$	$-0,1080$	$1,0466$	$3,3647$	$-0,4654$
$T = 200$	$-0,0625$	$1,0426$	$3,1669$	$-0,3201$
$T = 500$	$-0,0434$	$1,0375$	$3,1535$	$-0,2387$
$T = 1000$	$-0,0371$	$1,0049$	$2,8786$	$-0,1311$

Pour étudier la qualité de l'approximation asymptotique obtenue dans les petits échantillons, on considère le test de l'hypothèse H_0 : $\varepsilon_{P_\alpha} = \varepsilon_0$ contre $H_1 : \varepsilon_{P_\alpha} \neq \varepsilon_0$ (resp. $H_0 : \eta_{P_\alpha} = \eta_0$ contre $H_1 : \eta_{P_\alpha} \neq \eta_0$). Par une étude de Monte Carlo, on évalue la probabilité de couverture de la vraie valeur des élasticités en considérant au seuil de confiance $(1-\mu)$ les intervalles de confiance

$$I_\varepsilon = \left]\hat{\varepsilon}_{P_\alpha} - \hat{\sigma}_{\varepsilon_{P_\alpha}}\Phi^{-1}(1-\mu/2); \hat{\varepsilon}_{P_\alpha} - \hat{\sigma}_{\varepsilon_{P_\alpha}}\Phi^{-1}(\mu/2)\right[$$
$$I_\eta = \left]\hat{\eta}_{P_\alpha} - \hat{\sigma}_{\eta_{P_\alpha}}\Phi^{-1}(1-\mu/2); \hat{\eta}_{P_\alpha} - \hat{\sigma}_{\eta_{P_\alpha}}\Phi^{-1}(\mu/2)\right[$$

Les résultats présentés dans le tableau 4 suggèrent que l'approximation normale est satisfaisante en général pour $T \geqslant 100$. Lorsque le nombre d'observations est égal à 50, l'approximation normale n'est pas appropriée, l'hypothèse nulle étant rejetée le plus souvent.

Tableau 4 : *Probabilité de couverture de la vraie valeur des élasticités*

	$\hat{\varepsilon}_{P_\alpha}$			$\hat{\eta}_{P_\alpha}$		
	$\alpha = 0$	$\alpha = 1$	$\alpha = 2$	$\alpha = 0$	$\alpha = 1$	$\alpha = 2$
Seuil de confance : 99%						
$T = 50$	0,3740	0,4160	0,3500	0,9610	0,9690	0,9720
$T = 100$	0,9920	0,9880	0,9780	0,9730	0,9810	0,9800
$T = 200$	0,9980	0,9810	0,9810	0,9850	0,9920	0,9920
$T = 500$	0,9960	0,9950	0,9940	0,9820	0,9890	0,9900
$T = 1000$	0,9930	0,9930	0,9920	0,9870	0,9900	0,9860
Seuil de confiance : 95%						
$T = 50$	0,2800	0,3790	0,3040	0,9120	0,9240	0,9210
$T = 100$	0,9720	0,9450	0,9420	0,9360	0,9480	0,9440
$T = 200$	0,9670	0,9480	0,9390	0,9500	0,9550	0,9570
$T = 500$	0,9650	0,9490	0,9560	0,9420	0,9480	0,9470
$T = 1000$	0,9670	0,9500	0,9540	0,9430	0,9460	0,9450

5 APPLICATIONS

Les indices de pauvreté et les différentes élasticités sont estimés à partir de la base de données récentes issue des enquêtes sur les conditions de vie des ménages réalisées en milieu urbain en 1999 (ELAM9) et en milieu rural en 1999 et 2000 (ECVR2).

5.1 Vue d'ensemble

Le tableau 5 présente les indices de pauvreté et les élasticités par zone géographique. Il indique en premier lieu que 37,7% de la population sont pauvres lorsque le seuil annuel de pauvreté est de 90.409 FCFA par ménage et par équivalent adulte. Il montre en second lieu, le caractère plus marqué de la pauvreté en milieu rural tant du point de vue de l'incidence que de celui de la profondeur et de la sévérité du phénomène. En particulier, l'incidence de pauvreté est 3,4 fois plus élevée en milieu rural qu'en milieu urbain et l'indice de sévérité 2,4 fois.

Lorsqu'on s'intéresse à chaque milieu de résidence, notamment le milieu rural, on note que le Nord rural est le plus affecté. On y dénombre 65,5% de pauvres contre 46% dans le Sud et 30,8% au Centre. En milieu urbain, c'est la plus grande ville Cotonou qui passe en tête avec $20,9\%$ d'incidence de pauvreté. Elle est suivie de Parakou ($20,1\%$) située au Nord et des autres villes ($14,5\%$). La sévérité de la pauvreté est plus accentuée à Cotonou qu'à Parakou.

Quand on s'intéresse à une analyse d'impact, on note que l'ampleur de la réduction de pauvreté issue d'une hausse du revenu de 1% est très peu différente entre le milieu urbain et le milieu rural ($1,70\%$ contre $1,86\%$). Par contre, quand on se fixe comme objectif de réduire la profondeur ou la sévérité, le milieu rural constitue une cible privilégiée. En effet, une hausse du revenu de 1% réduirait la profondeur et la sévérité de $2,42\%$ et $2,84\%$ en milieu rural contre respectivement $1,97\%$ et $1,86\%$ en milieu urbain.

Lorsque le but visé est la réduction de l'inégalité, la cible s'inverse au profit du milieu urbain quel que soit l'indice de pauvreté retenu. Le tableau 5 montre par exemple, qu'une réduction de l'inégalité de 1% entraînerait une réduction de la proportion de pauvres de $3,93\%$ et de la sévérité de $10,15\%$ en milieu urbain. Ces baisses sont respectivement de $0,18\%$ et $2,51\%$ en milieu rural.

En matière de ciblage, d'autres enseignements peuvent être tirés. Supposons que le gouvernement se fixe comme objectif de réduire la profondeur de pauvreté au niveau national en appliquant une politique économique de transfert constant. L'application de l'indicateur de Kanbur (1988) suggère de choisir comme groupes cibles les populations pour lesquelles l'incidence de pauvreté est élevée. Partant de ce principe, on choisit le milieu rural. À l'intérieur de ce milieu, on privilégierait d'abord le Nord rural, puis le Sud rural et enfin le Centre rural. Le même ordre de priorité serait suivi si l'objectif était la réduction de l'inégalité parmi les pauvres.

En somme, le ciblage d'une zone varie sensiblement selon l'indicateur choisi à l'intérieur de chaque milieu de résidence. En milieu rural, un ciblage fondé sur les indices de pauvreté, privilégierait d'abord le Nord rural qui présente les indices les plus élevés, puis le Sud rural et enfin le Centre rural. En revanche, un ciblage fondé sur les élasticités conduit au classement Centre rural, Sud rural et Nord rural.

La même analyse vaut pour le milieu urbain. Même si la pauvreté y est moins marquée, la priorité accordée à une ville dépend fortement de l'indicateur retenu. Parakou et Cotonou passeraient en tête lorsqu'on retient les indices FGT. Ce serait plutôt Porto-Novo et Abomey-Bohicon pour les élasticités.

L'indicateur de ciblage de Kakwani (1988) défini par $\hat{T}_{k,P}$ présente l'avantage de concilier croissance et inégalité. En utilisant cet indicateur,

Tableau 5 : *Indices de pauvreté et élasticités par zone géographique*

	P_0	P_1	P_2	$\hat{\varepsilon}_{P_0}$	$\hat{\varepsilon}_{P_1}$	$\hat{\varepsilon}_{P_2}$	$\hat{\eta}_{P_0}$	$\hat{\eta}_{P_1}$	$\hat{\eta}_{P_2}$
Milieu rural									
Nord rural	0,655	0,199	0,083	−1,433	−2,296	−2,765	−0,092	0,789	1,696
	0,016	0,014	0,009	0,100	0,086	0,097	0,023	0,052	0,076
Centre rural	0,308	0,083	0,034	−2,367	−2,708	−2,859	0,879	2,377	3,805
	0,024	0,014	0,009	0,227	0,251	0,258	0,152	0,174	0,209
Sud rural	0,460	0,130	0,052	−1,851	−2,534	−2,969	0,313	1,597	2,840
	0,018	0,012	0,008	0,127	0,123	0,127	0,050	0,082	0,111
Ensemble Milieu rural	0,516	0,151	0,062	−1,696	−2,416	−2,840	0,180	1,362	2,513
	0,011	0,008	0,005	0,078	0,068	0,074	0,026	0,047	0,066
Milieu urbain									
Abomey - Bohicon	0,087	0,018	0,006	−3,046	−3,867	−4,490	4,462	8,129	11,507
	0,015	0,007	0,004	0,394	0,608	0,747	0,834	1,001	1,248
Parakou	0,201	0,067	0,032	−1,281	−1,990	−2,271	2,324	6,425	9,749
	0,020	0,013	0,009	0,073	0,213	0,193	0,287	0,554	0,658
Cotonou	0,209	0,089	0,056	−1,080	−1,363	−1,158	3,128	7,843	11,146
	0,015	0,010	0,008	0,041	0,132	0,115	0,286	0,610	0,710
Porto-Novo	0,061	0,012	0,004	−4,056	−4,168	−4,422	7,100	10,048	13,243
	0,012	0,005	0,003	0,502	0,824	0,774	1,395	1,605	1,609
Autres villes	0,145	0,044	0,019	−1,988	−2,302	−2,555	4,029	7,694	11,232
	0,010	0,006	0,004	0,120	0,170	0,194	0,393	0,549	0,706
Ensemble Milieu urbain	0,150	0,051	0,026	−1,863	−1,968	−1,861	3,932	7,265	10,150
	0,006	0,004	0,003	0,069	0,101	0,108	0,228	0,309	0,368
Ensemble Bénin	0,377	0,113	0,049	−1,721	−2,349	−2,692	0,748	2,256	3,669
	0,010	0,007	0,005	0,077	0,074	0,080	0,092	0,128	0,155

on observe que le milieu rural constitue la meilleure cible dans la mise en oeuvre d'une stratégie de réduction de pauvreté fondée sur un transfert constant de ressources. En effet, le tableau 6 indique d'une part que les populations sont plus concentrées autour du seuil de pauvreté qu'au niveau national et d'autre part que l'incidence et la profondeur de pauvreté y sont 1,7 fois plus élevées. Ceci renforce le choix du milieu rural quel que soit l'objectif visé.

Tableau 6 : *Indicateur de ciblage selon le milieu de résidence*

	$\hat{T}_{i,P_0}$	$\hat{T}_{i,P_1}$	$\hat{T}_{i,P_2}$	Z_0	Z_1	Z_2
Milieu rural	$1,76$	$1,75$	$1,68$	$10,73$	$17,22$	$12,11$
	$0,07$	$0,04$	$0,06$			
Milieu urbain	$0,56$	$0,51$	$0,56$	$-19,57$	$-21,95$	$-14,47$
	$0,02$	$0,02$	$0,03$			

avec $Z_\alpha = (\hat{T}_{i,P_\alpha} - 1)/\sqrt{V_{as}\left(\hat{T}_{i,P_\alpha}\right)}$

5.2 Caractéristiques des cibles à privilégier en milieu rural

Une stratification plus fine du milieu rural peut être effectuée en considérant certaines caractérisques socio-économiques des ménages. Pour ce faire, on retient les variables suivantes : taille du ménage, sexe du chef de ménage, l'âge du chef de ménage, le niveau d'instruction et le secteur d'activité du chef de ménage. Pour dresser le profil des groupes cibles, on considère la statistique $\hat{T}_{k,P_\alpha}$.

La situation géographique est fondamentale. En retenant les valeurs de la statistique Z supérieures à $-1,64$, on note que la priorité est à accorder au Nord rural puis au Sud rural.

Tableau 7 : *Indicateur de ciblage selon le milieu de résidence*

	$\hat{T}_{i,P_0}$	$\hat{T}_{i,P_1}$	$\hat{T}_{i,P_2}$	Z_0	Z_1	Z_2
Nord rural	$1,07$	$1,27$	$1,32$	$1,03$	$9,50$	$7,93$
	$0,07$	$0,03$	$0,04$			
Centre rural	$0,83$	$0,60$	$0,55$	$-2,95$	$-18,72$	$-16,83$
	$0,06$	$0,02$	$0,03$			
Sud rural	$0,97$	$0,89$	$0,86$	$-0,57$	$-4,94$	$-4,73$
	$0,05$	$0,02$	$0,03$			

Dans ces deux zones, deux profils de groupes cibles sont définis en fonction des caractéristiques socio-économiques. La première cible est constituée par les ménages ruraux du Nord d'au moins 3 personnes dont le chef a moins de 35 ans ou 45 ans et plus ; il n'a aucun niveau d'instruction ou a le niveau du primaire ; il exerce une activité agricole ou est dans le commerce, le transport ou autres services.

Le second groupe est constitué des ménages du Sud rural dont le chef est âgé de 35 à 59 ans et exerce une activité agricole. Il est alphabétisé et dirige un ménage de grande taille : 6 personnes et plus.

6 CONCLUSION

Dans cet article, nous avons étudié les propriétés asymptotiques des estimateurs des élasticités ainsi que celles de l'estimateur du paramètre de ciblage. Nous avons montré que ces estimateurs sont asymptotiquement normaux et examiné par des simulations de Monte Carlo le comportement des élasticités dans les petits échantillons. La distribution échantillonale des estimateurs des élasticités n'est pas symétrique. Elle présente un aspect leptokurtique d'autant plus marqué que le nombre d'observations est petit. En particulier, elle est plus aplatie à droite pour $\left(\hat{\varepsilon}_{P_\alpha} - \varepsilon_{P_\alpha}\right)/\hat{\sigma}_{\varepsilon_\alpha}$ et à gauche lorsqu'on considère $\left(\hat{\eta}_{P_\alpha} - \eta_{P_\alpha}\right)/\hat{\sigma}_{\eta_\alpha}$. Par ailleurs, pour le cas spécifique de $\alpha = 0$, les résultats suggèrent l'importance du biais qui atteint sa valeur maximale pour $T = 200$ pour la statistique $\left(\hat{\varepsilon}_{P_\alpha} - \varepsilon_{P_\alpha}\right)/\hat{\sigma}_{\varepsilon_\alpha}$.

L'estimation des élasticités et du paramètre de ciblage sur la base des données récentes issues des enquêtes sur les conditions de vie des ménages réalisées en milieu urbain en 1999 (ELAM9) et en milieu rural en 1999 et 2000 (ECVR2) a permis d'identifier le Nord rural et le Sud rural comme zones cibles prioritaires en matière de réduction de la pauvreté. Dans ces deux zones, les profils des ménages cibles ont été définis en fonction des variables socio-démographiques telles que l'âge, le sexe, le niveau d'instruction et le secteur d'activité du chef de ménage.

En somme, les résultats obtenus dans cette étude offrent pour les praticiens des outils d'évaluation de politiques économiques dans le contexte de la réduction de la pauvreté. En particulier, ils permettent de tester à l'aide des élasticités si la réduction de pauvreté obtenue à la suite d'une politique économique atteint le niveau désiré. À l'aide de ces outils, on peut aussi cibler de façon convaincante des groupes en mettant en oeuvre des tests fondés sur l'indicateur normalisé de Kakwani.

RÉFÉRENCES

BARTLETT, M. S. (1963), “Statistical Estimation of Density Functions”, *Sankhya*, A, 25, pp. 245-254.

BISHOP, J. A., V. CHOW et B. ZHENG (1995), “Statistical Inference and Decomposable Doverty Measures”, *Bulletin of Economic Research*, 47, 4, pp. 329-340.

BISHOP, J., FORMBY et B. ZHENG (1997), “Statistical Inderence and the Sen Index of Poverty”, *International Economic Review*, pp. 381-387, Vol. 38, No 2.

BEACH, C. M. et R. DAVIDSON (1983), “Distribution - Free Statistical Inference with Lorenz Curves and Income Shares”, *Review of Economic Studies*, pp. 723-735.

CLARK, S. et al. (1981), “On Indices for the Measurement of Poverty”, *The Economic Journal*, 91, pp. 515-526.

DAVIDSON, R. et J. Y. DUCLOS (1997), “Statistical Inference for the Measurement of the Incidence of Taxes and Transfers”, *Econometrica*, pp. 1453–1465.

DAVIDSON, R. et J. Y. DUCLOS (2000), “Statistical Inference for Stochastic Dominance and the for the Measurement of Poverty and Inequality”, *Econometrica*, pp. 1435–1465.

FOSTER, J. E., J. GREER et E. THORBECKE (1984), “A Class of Decomposable Poverty Measures”, *Econometrica*, vol. 52, pp. 761-776.

GARRY, F., BARRETT et P. KHRISHNA (1995), “The asymptotic Distribution of the Generalized Gini Indices of Inequality”, *Canadian Economics Association*, 0008-4085, pp. 1042-1055.

KAKWANI, N. (1980), *Income Inequality and Poverty : Methods of Estimation and Policy Applications*, New York, Oxford University Press.

KAKWANI, N. (1993), “Statistical Inference in the Measurement of Poverty”, *The review of economics and statistics*, pp. 632-639.

KANBUR, R. et T. BESLEY (1988), *Principles of Targeting*, England, University of Warwick.

PARZEN, E. (1962), “On Estimation of a Probability Density Function and Mode”, *Ann. Math. Statist.*, 33, pp. 1065-1076.

RAVALLION, M. (1988), “Expected Poverty under Risk-Induced Welfare Variability”, *The Economic Journal*, Vol. 98, pp. 1171-1182.

RAVALLION, M. et K. CHAO (1989), “Targeted Policies for Poverty Alleviation under Imperfect Information : Algorithms and Applications”, *Journal of Policy Modeling*, 11, pp. 213-224.

SEN, A. K. (1976), “Poverty : An Ordinal Approach to Measurement”, *Econometrica*, 44, pp. 219-231.

WATTS, H. W. (1968), “An Economic Definition of Poverty”, in Moynihan D. P. (ed), *On Understanding Poverty*, New York, Basic Books, pp. 316-329.

ANNEXE

Preuve du Théorème 1

Si $f(x)$ est continu, alors $\left(\hat{f}(z), \hat{P}_0\right)'$ est asymptotiquement normal et $\sqrt{N}\left[\begin{pmatrix}\hat{f}(z)\\ \hat{P}_0\end{pmatrix} - \begin{pmatrix}f(z)\\ P_0\end{pmatrix}\right]$ suit la loi normale bivariée $N\left(0, \Omega_0\right)$ avec

$$\hat{\Omega}_0 = \begin{bmatrix} \hat{f}(z)\int K^2/h & \hat{P}_0\left(\hat{g}(z) - \hat{f}(z)\right) \\ \hat{P}_0\left(\hat{g}(z) - \hat{f}(z)\right) & \hat{P}_0(1-\hat{P}_0) \end{bmatrix}$$

avec $\hat{g}(z) = \frac{1}{h\sum_{i=1}^{N} 1(x_i<z)} \sum_{i=1}^{N} K\left(\frac{x_i - z}{h}\right) 1\left(x_i < z\right)$.

Comme l'estimateur $\hat{\eta}_{P_0} - \frac{z\hat{f}(z)}{\hat{P}_0}$ est une fonction non linéaire des estimateurs $\hat{f}(z)$ et $\hat{P}_0$, on fait son développement au premier ordre autour du point $(f(z), P_0)$ et on applique le théorème central limite. Il en résulte que $\sqrt{N}\ (\hat{\eta}_{P_0} - \eta_{P_0})$ est aussi normal de moyenne nulle et de variance $J_0\Omega_0 J_0'$ avec $J_0 = [\,-z/P_0 \quad zf(z)/P_0^2\,]$.

Pour $\alpha > 0$, on applique sans peine la même méthode à l'estimateur $\hat{\eta}_{P_\alpha} = -\alpha\frac{\hat{P}_{\alpha-1} - \hat{P}_\alpha}{\hat{P}_\alpha}$ qui est une fonction non linéaire des estimateurs $\hat{P}_{\alpha-1}$ et $\hat{P}_\alpha$. On considérera la matrice de variance-covariance asymptotique de $\begin{pmatrix}\hat{P}_{\alpha-1}\\ \hat{P}_\alpha\end{pmatrix}$ donnée par

$$\Omega = \begin{bmatrix} P_{2(\alpha-1)} - P_{\alpha-1}^2 & P_{2\alpha-1} - P_{\alpha-1}P_\alpha \\ P_{2\alpha-1} - P_{\alpha-1}P_\alpha & P_{2\alpha} - P_\alpha^2 \end{bmatrix}$$

et la matrice $J = [\,-\alpha/P_\alpha \quad \alpha P_{\alpha-1}/P_\alpha^2\,]$.