

Analyse de l'efficacité dans la collecte des déchets solides ménagers : le cas des groupements d'intérêt économique au Sénégal

Efficiency analysis in provision of household's solid waste collection: the case of Senegal's economic interest grouping

Auteur 1 : Jean Baptiste Yannick SAMBOU,

Jean Baptiste Yannick SAMBOU

Enseignant chercheur Université Virtuelle du Sénégal

Pôle sciences économiques, juridique et de l'administration

Jeanbaptisteyannick.sambou@uvs.edu.sn

Déclaration de divulgation : L'auteur n'a pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude.

Conflit d'intérêts : L'auteur ne signale aucun conflit d'intérêts.

Pour citer cet article : Jean Baptiste Yannick SAMBOU .(2020), «Analyse de l'efficacité dans la collecte des déchets solides ménagers : le cas des groupements d'intérêt économique au Sénégal», African Scientific Journal « Volume 03, Numéro 3 » pp: 295-317.

Date de soumission : Novembre 2020

Date de publication : Décembre 2020

DOI : 10.5281/zenodo.5541371

Copyright © 2020 – ASJ



Résumé

Cet article étudie l'efficacité des groupements d'intérêt économique (GIE) de collecte des déchets solides ménagers et les déterminants de leur efficacité. Les résultats de nos tests montrent que les GIE de notre échantillon évoluent dans un contexte de rendements d'échelle variables. Avec la méthode de l'algorithme 2 de Simar et Wilson (2007), nous trouvons que les GIE peuvent, en moyenne, à un nombre de ménages desservis inchangé réduire leurs inputs de 16,67%. Dans la régression en deuxième étape, nous trouvons que les variables non discrétionnaires comme la fréquence de collecte, le montant de la redevance unitaire et la présence d'un partenaire d'appui technique et de conseils ont un impact significatif sur la performance.

Mots clés : Analyse d'Enveloppement de Données (DEA), Efficacité, Gestion des déchets solides, Groupement d'Intérêt Économique (GIE)

Abstract

This paper evaluate the efficiency of solid waste collection service provided by economic interest groupings (EIG) in local municipalities. Our test results show that EIG are in variable returns to scale environment. We found using SIMAR and WILSON (2007) second algorithm methodology that EIG can on average reduce inputs about 16, 67% without changing their supplied households. Non-discretionary variables such as collection frequency, unit fee and a support and guidance partner appears to have a significance effect on efficiency in second stage regression.

Keywords: Data Envelopment Analysis (DEA), Economic interest grouping (EIG), Efficiency, Solid waste management

Introduction

La gestion des déchets solides ménagers est un problème auquel est confrontée toute municipalité ou collectivité locale. Selon le dernier rapport de la banque mondiale sur les déchets, la région de l'Afrique subsaharienne a générée 174 millions de tonnes de déchets en 2016, ou 0,46 kilogramme par tête par jour (KAZA et al., 2018 : 77). Le taux de collecte dans la région est estimé à 44%. Dans les pays en développement comme le Sénégal, ce problème demeure malgré les énormes moyens mis par l'Etat pour l'unité de coordination de la gestion des déchets solides (UCG)¹. Le Sénégal produit 2,4 million de tonnes de déchets par an, et cependant 1,08 millions de tonnes ne sont pas collectées (KAZA et al., 2018 : 151)². Ce faible taux de collecte est très lié à l'insuffisance du financement.

En effet, l'insuffisance des ressources financières pour assurer un système de collecte des déchets solides pour l'intégralité des ménages de la collectivité pousse le plus souvent certaines autorités locales à fournir ce service uniquement pour les quartiers à voirie bitumée. Les quartiers les plus démunis, qui constituent en général les grandes zones d'habitation irrégulières, difficiles d'accès pour les camions de collecte (bennes tasseuses, polybennes, etc.), ne bénéficient en général pas du système de collecte municipal. Dans d'autres municipalités, ce service est entièrement délégué à des collecteurs privés. En réalité, l'intervention des organismes communautaires de base (OCB) ou de groupements d'intérêts économiques (GIE) dans le domaine de la gestion des déchets solides ménagers au Sénégal a été depuis plusieurs décennies une alternative au système en régie. Les GIE ont gagné une certaine reconnaissance auprès des nombreuses collectivités locales; ils sont présents dans presque toutes les villes secondaires du Sénégal et semblent adaptés aux réalités locales (Rouyat et al., 2006). Les agents économiques, entreprises ou collecteurs, qui interviennent dans le système de collecte des ordures ménagères, se voient octroyés des zones de collecte bien définies. D'ailleurs, la théorie économique sur la gestion des ordures ménagères, admet communément que la collecte des déchets constitue un monopole local naturel à cause des économies de « contigüité » ou de densité; c'est-à-dire qu'il est moins coûteux pour un unique véhicule et une équipe de ramassage de collecter des déchets pour une zone donnée que de le

¹ Une de leurs missions est d'accompagner et de renforcer les capacités des collectivités locales en matière de gestion durable des déchets solides (<http://www.adl.sn/mgldat/ucg>).

² cf. page 151 pour un bref exposé des réformes centrales, au Sénégal, pour stabiliser le secteur des déchets et engager le secteur privé.

réaliser par plusieurs opérateurs concurrents (Stevens, 1973 ; Bertolini, 2007). La division du territoire en zone de collecte est économiquement rationnelle.

Cependant, le fait d'octroyer des zones de collecte à des opérateurs privés, via des contrats, ne garantit pas une gestion efficace (Bel et Warner, 2008). Les entreprises ont généralement une meilleure information sur les coûts que l'autorité locale avec laquelle elles signent un contrat. Ainsi des problèmes d'asymétries d'information relatifs aux coûts de fourniture du service peuvent survenir. La mesure des performances des opérateurs privés est donc cruciale pour les décideurs publics dont l'un des objectifs principaux est généralement une collecte efficace des déchets solides. Dans la littérature économique plusieurs indicateurs de mesure de performances ont été utilisés dans ce domaine. On peut citer, par exemple, les indicateurs de performances basés sur le coût total ou le coût moyen de production, ou encore ceux incorporant, en plus du coût, les facteurs politiques et idéologiques (Dubin et Navarro, 1988 ; Beuve et al., 2013), etc. Les études empiriques sur la question ont notamment eu recours soit à des méthodes d'estimations paramétriques, soit à la méthode d'enveloppement de données³. Toutefois une distinction importante sur les différentes études économiques de performances des fournisseurs du service de collecte s'impose. En effet, depuis l'article controversé de Domberger *et al.* (1986) qui souligne la supériorité des performances des entreprises privées de collecte des déchets solides sélectionnées par appels d'offres par rapport au système de gestion en régie municipale, plusieurs études postérieures ont tenté d'analyser les sources d'efficacité de la gestion privée. Des auteurs comme Ganley et Grahl (1988), Blunkett (1991) imputent la réduction des coûts de la gestion privée à une détérioration des conditions de travail et de la qualité du service. En outre, des études beaucoup plus récentes soutiennent que le recours au secteur privé permet une réduction des coûts (Reeves et Barrow (2000), Dijkgraaf et Gradus (2003), Beuve et al. (2013)).

Toutefois, la littérature économique sur la performance des opérateurs de collecte ne s'est pas uniquement orientée sur ce flanc. Au-delà du débat sur la supériorité entre gestion publique ou privée, la tendance actuelle consiste à analyser l'efficacité et ses déterminants selon les caractéristiques de production des fournisseurs et le contexte environnemental qui peut contraindre ou améliorer les rendements. En d'autres termes, il s'agit de mesurer la performance de façon multidimensionnelle. Le benchmarking est devenu une mode mondiale

³ cf. Bel et Warner (2008), Beuve et al. (2013) et Simões et Marques (2012) pour un survol de la littérature.

dans ce secteur (Simões et Marques, 2012 : 40). C'est un moyen d'évaluer la performance des services de gestion des déchets et encourage l'efficacité et l'innovation.

Vu le rôle important qu'occupe les GIE de collecte des déchets solides ménagers depuis plusieurs décennies dans les collectivités locales, jusqu'à attirer le soutien d'organismes internationaux comme ENDA, LVIA, CARITAS, etc. ; il paraît intéressant d'analyser l'efficacité de telles organisations de collecte et les déterminants de celle-ci. En outre, Comme le souligne la revue de la littérature de Simões et Marques (2012) sur la performance économique dans le secteur des déchets, de telles études ne sont pas réalisées en Afrique où les décideurs publics sont peut-être beaucoup plus préoccupés à accroître le taux de collecte que d'inspecter les données sur les coûts du service. D'ailleurs, Kaza et al. (2018 : 77) notent qu'en Afrique subsaharienne le système de collecte des données pour la gestion des déchets solides est naissant. Cet article compte apporter une contribution dans ce domaine, en analysant la performance des GIE de collecte dans les zones à faible revenu au Sénégal et les déterminants de cette performance.

La section suivante passe en revue les études réalisées dans l'analyse de la performance économique dans le secteur des déchets solides et les facteurs de ces déterminants. La section 3 porte sur la justification du choix des variables et la méthodologie de recherche. La section 4 présente les résultats ainsi que leurs interprétations.

Revue de la littérature sur l'analyse de l'efficacité et de ses déterminants

Les études sur l'efficacité et les ses déterminants se sont globalement focalisés sur la liste, non exhaustive, des variables suivantes : fréquence de collecte, type de ramassage, type de collecte, le système de financement, la densité de la population, le revenu par tête des habitants, la distance de la zone de ramassage par rapport à la décharge, le type de contrat de collecte etc.

La première analyse économique recensée dans le domaine est le travail de Hirsch (1965). Ce dernier trouve que la fréquence de collecte, le type de financement et le type de collecte ont un effet positif et significatif sur le coût. Par la suite, de nombreuses études sur les sources de l'efficacité entre la gestion publique et privée, et les réductions de coûts provenant de la mise

en concurrence du droit de fournir le service ont dominé le débat depuis l'article de Domberger et al. (1986). D'ailleurs, aucun consensus n'a été trouvé sur la supériorité entre la gestion en régie et la délégation du service au secteur privé⁴. Récemment, la littérature économique sur la performance des services de collecte s'inspire des modèles de benchmarking pour analyser les déterminants de l'efficacité.

Ainsi, De Jaeger et al. (2011), montrent que les variables sociodémographiques (pourcentage de jeune, pourcentage de vieux, population totale, densité de la population, etc.) sont statistiquement significatives sur les scores d'efficacité. Ils illustrent également que les municipalités qui sont également dans des accords de coopération régionale, dans des opérations conjointes ou joint-venture de collecte des déchets, collectent et traitent plus efficacement que les autres municipalités. Leurs études, sur 299 municipalités de la région de Flanders, en Belgique montrent également que, la fréquence de collecte et le système de tarification au poids n'ont aucun impact significatif sur l'efficacité. Rogue et De Jaeger (2013) trouvent au contraire que la fréquence de collecte est statistiquement significative et est positivement liée à l'efficacité. Ce résultat ne corrobore pas ceux Stevens (1978), Callan et Thomas (2001) et Dijkgraaf et Gradus (2003) qui trouvent une relation positive et significative entre la fréquence et le coût de collecte⁵. Benito-Lopez et al. (2011), trouvent, pour le cas des collectivités locales d'Espagne, que le revenu par tête et la densité de la population ont un impact négatif sur l'efficacité du service et pour les autres variables comme le niveau de tourisme élevé et le niveau de l'activité économique influencent positivement l'efficacité de la gestion des déchets solides municipaux. Bosch et al. (2001) trouvent que les variables non contrôlables par le producteur comme la distance par rapport à la décharge et la population saisonnière n'ont d'effet que sur un petit nombre de municipalités, sur un échantillon de 73 municipalités en Espagne. Marques et Simões (2009) concluent que la densité de la population et le PIB par tête ont des effets positifs sur les scores d'efficacité et que par contre la distance par rapport à la décharge a un coefficient négatif. Le PIB par tête est statistiquement significatif sur la performance. Par ailleurs, Boetti et al. (2012) analysent le rôle joué par le déséquilibre fiscal vertical (*vertical fiscal imbalance*) comme déterminant de l'efficacité dans les dépenses des services publics en Italy. Ils trouvent que la coopération

⁴ cf. Bel et Warner (2008) pour une revue de la littérature.

⁵ Notons que ces auteurs n'ont pas utilisé des modèles DEA.

public-privé ou le partenariat public-privé a un impact significatif dans la réduction des dépenses de gestion des déchets solides.

En somme, cette revue de la littérature nous révèle, d'abord, que de nombreux facteurs peuvent influencer l'efficacité du service de collecte des déchets solide ménagers. Ensuite, nous remarquons que la significativité de certaines variables n'est pas communément admise. Enfin, nous remarquons que des facteurs, économiques, institutionnels et sociodémographiques peuvent influencer significativement sur l'efficacité du service de collecte.

Justification du choix des variables et de la méthodologie

La méthode d'estimation à utiliser dépend fortement des données et des variables à notre disposition. Notre base de données est construite sur des informations recueillies sur un questionnaire d'enquête et une sur une base de données de l'ONG Caritas de la région de Kaolack au Sénégal. Les données du questionnaire ont été collectées en 2015 et celles de la base de novembre 2013 à 2015⁶. Leur fusion nous a permis d'obtenir une base complète des données d'exploitation de 39 collecteurs de déchets solides pour l'année 2015.

Choix des variables

Nous présentons ici les variables qui nous permettront de calculer les scores d'efficience et les variables contextuelles indispensables à la régression en deuxième étape.

Les inputs et outputs

Les estimateurs de la méthode DEA souffrent du fléau de la dimension, puisque le taux de convergence devient de plus en plus faible lorsque le nombre d'inputs et outputs augmente. L'output et les inputs utilisés dans notre modèle sont les suivants.

Le nombre de ménages desservis (*men*) : Nous ne retiendrons pas dans cette étude la quantité de déchets collectés et traités comme Bosch et al. (2001), Benito-Lopez et al. (2011) et De Jaeger et al. (2011). En réalité, les quantités collectées par les GIE sont mises en décharge sans un pesage préalable. L'output mesurable constitue le nombre de ménage desservis par journée de collecte.

⁶ Ces données ont été collectées dans le cadre de la thèse de doctorat de Sambou (2016).

Le nombre de tournées (*tour*) : Le collecteur réalise un certain nombre de tournées moyennes par jour. La capacité du véhicule peut influencer le nombre de tournées à réaliser.

Le nombre de véhicules de collecte utilisés (*nbrveh*) : Dans un modèle orienté input, Cubbin et al. (1987) ont utilisé cette variable pour explorer les sources, de gains d'efficacité, associées à la procédure d'appel d'offres concurrentielles. Il faut noter cependant que ces derniers ont pris en compte dans cette variable, les véhicules en réserve et qui sont inutilisés temporairement.

Les variables environnementales (ou contextuelles)

Le contexte dans lequel évolue un GIE peut affecter ses performances et expliquer son inefficacité par rapport à d'autres. Nous avons retenus au départ cinq variables environnementales. Mais après des tests de multicollinéarité, nous avons éliminé les variables *typveh* et *sysfi* qui représentaient respectivement le type de véhicule de collecte et le système de financement des opérateurs⁷. Ainsi pour éviter les problèmes de multicollinéarité, nous avons retenu les variables environnementales suivantes, pour réaliser notre analyse en deuxième étape.

La fréquence de collecte (*frecol*) : Elle est un indicateur classique utilisé par pratiquement toutes études empiriques consultés. D'ailleurs, elle est considérée par Rogue et De Jaeger (2013) comme une variable politique non discrétionnaire à court terme. Les conclusions sur son influence sur les scores d'efficacités sont mitigées. Les uns trouvent qu'elle influence positivement et significativement le coût de collecte (Stevens, 1978 ; Callan et Thomas, 2001 ; Dijkgraaf et Gradus, 2003 ; Bel et Costas, 2006) et pour d'autres, elle n'impacte pas les coûts (Reeves et Barrow, 2000 ; Szymanski et Wilkins, 1993). Notons que cette variable peut être considérée comme un output (cf. Bosch et al., 2001), mais dans le cas où les opérateurs de collecte ont un pouvoir de décision sur elle. Ce qui n'est pas le cas ici, puisque les municipalités imposent la fréquence de collecte. Nous attendons qu'elle ait une influence négative sur l'efficacité.

Le montant de la redevance (*mred*) : Les ménages usagers du service de collecte des GIE paient mensuellement une redevance. Toutefois les montants de la redevance unitaire peuvent

⁷ cf. annexe Tableau A.4

différer d'une zone à une autre. Ces redevances sont parfois imposées par l'autorité locale ou par un commun accord entre les usagers et le collecteur. Notons toutefois, que l'analyse de l'effet du montant de la redevance ou le prix payer par les usagers sur la performance du collecteur est à notre connaissance pas étudiée dans la littérature. Néanmoins, des études se sont focalisées sur l'impact du système de paiement des usagers –tarifications au poids, par sac de poubelle collecté, etc.-, choisi par la collectivité locale, sur la performance du service de collecte des municipalités (De Jaeger et al., 2011 ; Rogue et De Jaeger, 2013). De Jaeger et al. (2011) trouvent même que le système de tarification basé sur le poids n'a aucun effet sur l'efficacité. Nous ne prenons donc aucune position sur l'influence attendue de cette variable.

Le partenaire (*partner*) : Certains des collecteurs de notre base de données travaillent en partenariat avec des ONG qui les accompagnent par des conseils et appuis techniques, avec l'accord de la collectivité locale. L'introduction de cette variable peut paraître inédite dans la littérature sur les déterminants de l'efficacité dans la collecte des déchets municipaux mais elle est comparable au système d'*accords de coopération volontaire* instauré par le gouvernement régional de Flamande pour assister les collectivités locales et les provinces dans l'implémentation de la stratégie environnementale régionale. L'influence de cette dernière a été analysée dans les articles de De Jaeger et Eyckmans (2008) et De Jaeger et al. (2011) où ils trouvent un effet non significatif de celle-ci. Nous choisissons donc d'étudier l'influence d'un partenaire d'appuis techniques et de conseils sur la performance des opérateurs. Cependant, une influence positive sur la performance des opérateurs de collecte est attendue pour cette variable, puisqu'il semble logique au vu de leur rôle de croire à un résultat favorable de cette coopération.

Tableau N°1 : Statistiques descriptives des variables

Variable	observations	Moyenne	Ecart-type	Min	Max
tour	39	5.102564	7.044202	2	35
nbrveh	39	1.74359	2.197103	1	14
men	39	254.0256	290.0558	51	1200
mred	39	884.6154	143.7989	600	1000
partner	39	.5128205	.5063697	0	1
frecol	39	2.820517	.6833276	2	6

Source : auteur

Dans le Tableau 2 suivant nous résumons les signes attendus de nos variables dans la régression en deuxième étape.

Tableau N°2 : Hypothèses associées aux facteurs déterminants de l'efficacité des GIE de collecte.

Variables	Effets attendus
Montant de la redevance	aucun
Partenaire d'appui	positif
Fréquence de la collecte	négatif

Source : auteur

Méthodologie

La forme des fonctions de coût des GIE de collecte des ordures ménagères au Sénégal étant inconnue ; nous optons pour une approche non paramétrique, plus précisément, la méthode d'enveloppement de données (DEA) afin d'analyser l'efficacité des coûts de gestion des déchets solides. Une absence de connaissances détaillées sur les fonctions de productions et de coûts justifie le recours à la méthode DEA, qui calcule des estimations efficaces de façon endogène (Rogue et De Jaeger, 2012). Notons que la méthode DEA proposée par Charnes et al. (1978) est fondée sur la programmation linéaire pour identifier les fonctions de production empiriques. Basée sur les fondements de la théorie microéconomique, elle permet de comparer un ensemble d'unités de production similaires dans une population donnée et d'identifier la meilleure pratique. Les développements récents de celle-ci font qu'elle s'est, de nos jours, imposée comme une référence dans les mesures de performance avec des applications dans les domaines de la réallocation des politiques agricoles au Danemark, dans la régulation des réseaux d'électricité en Union européenne et dans les industries de gestion de l'eau et des déchets solides (Bogetoft et Otto, 2011). La méthode DEA suppose la convexité de l'enveloppe, donc de la frontière d'efficience. Cependant cette hypothèse peut être relâchée avec la méthode de l'enveloppe de libre disposition (FDH – Free disposal Hull). Toutefois, cette dernière suppose l'absence de contrainte technique d'offre, c'est-à-dire, tout niveau de production est possible si les entrants sont accrus (Bourdon, 2009 : 10). Concernant,

le cas de la gestion des déchets solides ménagers au Sénégal, nous considérons qu'il y a une contrainte technique d'offre due à la limite imposée par la taille des zones de collecte. Ainsi, nous retiendrons l'hypothèse de la convexité de l'enveloppe.

Par ailleurs, après calcul les scores d'efficience il est d'usage récemment d'utiliser des modèles de régression en deuxième étape pour capter les effets de certaines variables du macro-environnement des entreprises comparées (Banker et Natarajan, 2008 ; Simar et Wilson, 2011). Toutefois, notons que les techniques de régression en deuxièmes étapes ne sont pas toutes validées par la littérature. Les estimations en deuxième étape par les méthodes des moindres carrés ordinaires, du maximum de vraisemblance et des régressions Tobit peuvent ne pas donner des estimations consistantes des paramètres (Bogetoft et Otto, 2011 ; Simar et Wilson, 2007, 2011). Les méthodes de l'analyse des frontières stochastiques (SFA), du bootstrap et du double bootstrap sont préférées⁸. Pour notre cas d'étude, les méthodes de ré-échantillonnage non paramétriques sont préférables puisqu'ils ne nécessitent que peu d'hypothèses sur la forme exacte des fonctions de production et de coût des GIE de collecte des déchets solides ; ce qui est nécessaire pour les modèles SFA. Ainsi, le modèle DEA en deux étapes qui sera utilisé se basera sur la méthode de double ré-échantillonnages de l'algorithme 2 de Simar et Wilson (2007)⁹.

Parmi les études sur les déterminants de la performance des entreprises de collectes des déchets solides ménagers consultées, seul l'article de Benito-Lopez et al. (2011) a essayé de suivre une grande partie des prescriptions de Wilson (2003) et Simar et Wilson (2007) pour construire des estimations robustes des scores d'efficience et d'analyser leur sensibilité en deuxièmes étapes.

Notons aussi que les modèles DEA ont deux types d'orientation : orientation input et orientation output. Le choix de l'orientation dépend de l'objectif de minimisation des coûts ou de maximisation des quantités produites. Les entreprises qui interviennent dans la gestion des déchets solides ménagers ont plus de contrôle sur les facteurs de production que sur le nombre de ménages ou les quantités à collecter. A l'instar de Worthington et Dollery (2001), Rogue et De Jaeger (2012), nous supposons que les quantités de déchets à collecter ne sont pas sous le

⁸ Ibidem.

⁹ Les auteurs indiquent que l'algorithme 2, basé sur le double bootstrap, est plus performant que la méthode du bootstrap de l'algorithme 1 sur de petits échantillons.

contrôle des GIE. Elles sont alors considérées comme exogènes. Ainsi, nous choisissons d'adopter une orientation input. Avant d'effectuer un quelconque test, nous avons cherché à trouver des données aberrantes (*outliers*) avec le logiciel R. En suivant la procédure de détection de Wilson (2003), nous trouvons à l'instar de Bogetoft et Otto (2011 : 151), trois GIE suspects (ceux représentés par les lignes 1, 2 et 20 sur la base de données).

Conformément à la suggestion de Wilson (2003), des investigations supplémentaires ont été effectuées pour vérifier si les valeurs enregistrées sont des erreurs. Ainsi, la confirmation de la véracité de ses valeurs nous a permis de maintenir ses GIE dans la base¹⁰. En outre, des tests sur la nature des rendements d'échelle ont été effectués et ceux-ci nous amènent à considérer que les GIE de collecte des déchets solides de notre échantillon évoluent dans un contexte de rendements d'échelle variables¹¹. C'est-à-dire, qu'ils opèrent à des tailles différentes qui ne sont pas forcément optimales. En outre, le marché dans lequel ils évoluent est peut-être soumis à une concurrence imparfaite ou subit le poids des autorités publiques. La nature des rendements d'échelle nous pousse au choix d'un modèle DEA-BBC orienté input de Banker et al. (1984).

Formulation du modèle de calcul des scores d'efficience

Pour le calcul des scores d'efficience nous avons le modèle BBC suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} \min \delta_k \\ \delta_k \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j x_{j,i} \leq \delta_k x_k \quad i=1,2,\dots,p \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{j,q} \geq y_{k,q} \quad j=1,2,\dots,n \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1 \\ \lambda_j = 0 \quad j=1,2,\dots,n \end{array} \right. \quad (1)$$

¹⁰ cf. Annexes (Tableaux A.1 et A.2) pour les résultats des tests de détections de données aberrantes (réalisés avec la version 0.27 du package Benchmarking) et ceux de la nature des rendements d'échelle (réalisés avec les packages rDEA version 1.2-5 et npsf version 0.5.2).

¹¹ Le H0 d'indépendance entre inputs et output étant rejetée nous avons utilisé, pour le test des rendements d'échelle, le bootstrap hétérogène à la place du bootstrap homogène, suivant les recommandations de (Wilson, 2003 : 387).

où δ_k représente le degré d'efficacité de chaque GIE k , λ_j représente le poids associé aux inputs et outputs du GIE j , p est le nombre d'inputs, q le nombre d'outputs, $x_{k,i}$ est la quantité d'inputs i consommée par le GIE k et y_j est la quantité d'outputs produite par le GIE j .

Notons que le problème se situe ici dans l'estimation de $\{\delta_i\}_{i=1}^n$. D'après Kneip et al. (1998), le taux de convergence de l'estimateur de l'inefficacité des inputs est bas et diminue à mesure que le nombre, des inputs et outputs, est élevé. Simar et Wilson (1998, 2000) ont fourni des approches basées sur la méthode bootstrap afin de se rapprocher d'une distribution asymptotique des estimateurs. Par construction l'estimateur des scores d'efficacité est biaisé et le biais de l'estimateur $\hat{\delta}_i$ est toujours strictement négatif dans des échantillons finis (Simar et Wilson, 2007). L'estimateur de la méthode bootstrap du biais peut à son tour être utilisé pour construire un estimateur de biais corrigé de δ :

$$\hat{\hat{\delta}}_i = \hat{\delta}_i - \text{Biais}(\hat{\delta}_i) \quad (2)$$

Notons que nous calculons des scores d'efficacité à partir de la fonction de distance de Shephard (1970). Chaque score estimé sera ainsi supérieur ou égal à 1.

Formulation du modèle de régression en deuxième étape

Selon Simar et Wilson (2007) l'estimation du maximum de vraisemblance sur l'équation suivante conduira à des estimations robustes.

$$\hat{\hat{\delta}} \square z_i A + \varepsilon_i \geq 1 \quad (3)$$

Où $\hat{\hat{\delta}}$ est l'estimateur corrigé des scores d'efficacité, z_i le vecteur des variables contextuelles et A le vecteur des paramètres et ε_i une variable aléatoire continue,

indépendante des z_i . Notons que ε_i est tirée d'une distribution normale $N(0, \hat{\sigma}_\varepsilon)$ avec une troncature à gauche $(1 - z_i \hat{A})$ pour tout i ¹².

Plus précisément le modèle à estimer se présente comme suit.

$$\hat{\delta} = A_1 mred + A_3 Partner + A_4 frecol + \varepsilon_i \geq 1 \quad (4)$$

Nous chercherons, ainsi, à trouver l'influence des variables environnementales sur les scores d'efficience corrigés.

Il faut souligner que pour effectuer des inférences en deuxième étape, Simar et Wilson (2007) imposent une vérification indispensable de l'hypothèse de séparabilité (*separability condition*). Celle-ci souligne que les variables environnementales affectent uniquement la distribution de l'efficacité mais n'affectent pas les possibilités de production. Toutefois, nous n'avons trouvé aucun moyen de faire ce test avec les logiciels économétriques en notre connaissance¹³. A l'instar de Benito-Lopez et al., (2011) nous supposons que cette hypothèse est vérifiée.

Résultats et discussion

Nous présenterons dans cette section les résultats des estimations des scores d'efficience et ceux des estimations en deuxième étape.

Efficiences des GIE de collecte

Les résultats du modèle de calcul des scores d'efficience, du DEA standard, révèlent huit (8) opérateurs efficaces sur trente-neuf (39) (Tableau complet des scores en annexe)¹⁴. Les GIE inefficaces dans le DEA standard proviennent des régions de Saint-Louis, Kaolack et Podor.

¹² L'hypothèse sur ε_i peut être changée en imposant d'autres formes de distribution, mais l'hypothèse de normalité semble être un choix naturel (Simar et Wilson, 2007).

¹³ Il faut noter que l'article de Daraio et al. (2018) paru récemment fournit un test théorique qui n'est pas encore disponible dans les logiciels en notre connaissance. En outre, ce test est précédé d'un algorithme permettant de diviser aléatoirement l'échantillon en deux sous-ensembles indépendants.

¹⁴ Lorsque nous parlons de DEA Standard nous faisons référence aux scores estimés sans correction du biais.

Cependant il faut noter que ce résultat n'est pas une particularité de ces régions puisqu'il existe dans celles-ci des opérateurs efficaces au vu des résultats. D'après le Tableau 3 suivant, nous trouvons une efficacité moyenne de 84,17% et 83,33% pour les scores du DEA standard et les scores corrigés respectivement. Cette efficacité est déterminée en prenant l'inverse du score d'inefficacité ; par exemple, $1/1.188 = 0,8417$. Nous trouvons ainsi, qu'avec un nombre de ménages desservis inchangé les GIE peuvent respectivement réduire leurs coûts de 15,83% et 16,67% en moyenne.

Tableau N°3 : Résumé des scores d'inefficacité.

	Observations	Moyenne	Ecart type	Min	Max
Scores	39	1,188	0,442	1	3
Biais	39	-0,0124	0,04	-0,1756	-9,020 e-06
Scores corrigés	39	1,2	0,447	1	3

Source : auteur

Les causes d'inefficacité : l'effet des variables contextuelles

Les variations de l'inefficacité dépendent significativement du montant de la redevance unitaire, de la présence d'un partenaire d'appui et de conseil, et de la fréquence de collecte. Notons qu'un signe positif (ou négatif) d'un coefficient d'une variable signifie que celle-ci a un effet négatif (ou positif) sur l'efficacité. Le Tableau 4 suivant présente les résultats de la régression tronquée.

Tableau N°4 : Résultats de la régression tronquée

Variabes	Coefficients	Coefficients robustes	Intervalle de confiance à 99%	
constante	-8.394491950 (***)	-40.93982678 (***)	-98.322276972	-16.40833750
mred	0.006701344 (***)	0.02480744 (***)	0.009563121	0.06633182
partner	-3.503847329 (***)	-12.20822339 (***)	-35.836366895	-4.79320501
frecol	1.054421324 (***)	5.81537960 (***)	2.590822049	14.67990575

(***) indique une significativité au seuil de 1%.

Source : auteur

Nous trouvons que le montant de la redevance influence positivement l'inefficacité. Toutes choses égales par ailleurs, l'effet marginal d'une hausse d'une unité du montant de la redevance entraîne une baisse de l'efficacité de -0.02. Ainsi, en terme d'efficacité on peut dire que plus la redevance est élevée moins l'opérateur est efficace. On remarque ici que, plus la contrainte financière est forte moins on gaspille les ressources et ainsi, plus on est efficace. Nous trouvons un résultat différent de celui de De Jaeger et al. (2011), qui trouvent que le système de taxation au poids n'a aucune influence sur l'efficacité du service de collecte des déchets solides municipaux.

Comme présumé, nous trouvons que la présence d'un partenaire d'appuis techniques et de conseils a un effet positif et significatif sur la performance des GIE de collecte des déchets solides. Le coefficient de la régression tronquée de l'inefficacité est négatif et est de -12,2. Le choix d'associer un partenaire dans le suivi des collecteurs améliore l'efficacité de ces derniers. Ce résultat est contraire à ceux de De Jaeger et Eyckmans (2008) et De Jaeger et al. (2011) sur l'influence du système d'accords de coopération volontaires qui assiste les collectivités locales dans l'implémentation de la stratégie environnementale régionale de Flamande. La différence entre les résultats nécessite quelques commentaires. Rappelons que dans ces programmes, les municipalités et les provinces s'engagent volontairement à s'occuper de tâches particulières et à atteindre des objectifs bien définis. En outre, elles peuvent recevoir des subventions si elles atteignent les objectifs prédéfinis. Alors que pour notre cas d'étude, le partenaire, la CARITAS, est une ONG qui assure la maîtrise d'ouvrage en suivant la gestion et l'exploitation du matériel remis aux acteurs non étatiques (ANE). Une contribution matériel est ici remis *ex ante* contrairement aux accords de coopération volontaire qui offre une subvention *ex post*. On peut donc admettre une différence dans les résultats obtenus puisque les modes opératoires sont distincts.

Concernant la fréquence de collecte, le résultat trouvé dévoile une influence positive et significative sur l'inefficacité donc, un effet négatif sur la performance. Une hausse de la fréquence de collecte peut entraîner une baisse de l'efficacité des GIE de collecte des déchets solides ménagers. Autrement, une faible fréquence de collecte conduit à une baisse des coûts. Ce résultat corrobore ceux de Stevens (1978), Callan et Thomas (2001), Dijkgraaf et Gradus (2003) et Rogue et De Jaeger (2013) ; mais diffère de ceux de Reeves et Barrow (2000), Szymanski et Wilkins (1993), De Jaeger et al. (2011).

Conclusion

Rappelons que l'objectif de cet article est d'étudier la performance des GIE de collecte des ordures ménagères dans quelques collectivités locales du Sénégal.

Nous avons trouvés que de nombreux GIE de collecte sont efficaces et évoluent dans un contexte de rendements d'échelle variables. En d'autres termes, ils opèrent à des tailles différentes qui ne sont pas forcément optimales. Le marché dans lequel ils évoluent est soumis à une concurrence imparfaite et subit le peut-être le poids de la contrainte spatiale et des autorités locales. Cependant, notre analyse montre que des améliorations sont possibles dans le cadre d'une collecte plus efficace. Les GIE qui bénéficient de l'appui et des conseils de partenaires comme la CARITAS semblent être plus efficaces. L'analyse des déterminants possibles de l'efficacité, c'est-à-dire des variables contextuelles du macro-environnement susceptibles d'affecter l'efficacité des GIE de collecte nous a permis de voir que le montant de la redevance unitaire, la fréquence de collecte et l'association de partenaires d'appuis et de conseils affectent significativement l'efficacité.

Nous pouvons tirer à partir de cette analyse les propositions suivantes. Les collectivités locales devraient davantage accompagner les GIE dans le cadre d'appuis techniques et de conseils pour favoriser de meilleurs rendements, à défaut de signer des partenariats avec des ONG évoluant dans le secteur des déchets solides ménagers. La fréquence de collecte ne devrait pas être fixée sans prise en compte des suppléments de coûts qu'elle est susceptible d'engendrer. Dans le cas où une décision d'accroître la redevance payée par les usagers, des mesures incitatives d'améliorations du taux de collecte ou d'ajustement du niveau d'activité doivent suivre pour maintenir une bonne performance.

Les conclusions de cette étude pourraient être améliorées avec un échantillon beaucoup plus large et, en outre avec des données sur le prix des facteurs de production.

ANNEXES

Tableau A.1 : Détection de données aberrantes

i	Les GIE suspects			$R_{min}^{(i)}$
1	20			0,1288
2	2	20		0,0432
3	1	2	20	0,0059

Tableau A.2 : Résultats des tests sur la nature des rendements d'échelle au seuil de 5%.

Rendements d'échelle	p-value	H0 rejetée
Constants	0,01	Vraie
Non-croissants	0,01	Vraie

Tableau A.3 : Scores d'efficience

	GIE	$\hat{\delta}_i$	$Biais(\hat{\delta}_i)$	$\hat{\hat{\delta}}_i$	Intervalle de confiance 95%	
1	SL5	1,10578279	-0,39684092	1,50262371	1,35245418	1,70983738
2	SL7	1	-0,4165676	1,4165676	1,27093355	1,61779058
3	RT1	1	-0,00019936	1,00019936	0,99965843	1,00038271
4	RT2	1	-0,00026608	1,00026608	0,9997254	1,00052546
5	RT3	1	-4,7501E-05	1,0000475	0,99995822	1,00009393
6	RT4	1	-8,7364E-05	1,00008736	0,99993996	1,00017265
7	RT5	1	-4,7434E-05	1,00004743	0,99995771	1,00009204
8	RT6	1	-6,247E-05	1,00006247	0,99989907	1,00012298
9	KL1	2	-0,00012436	2,00012436	1,99983691	2,00024042
10	KL2	1,41509434	-0,00031956	1,41541389	1,41494864	1,41566648

11	KL3	3	-0,00034277	3,00034277	2,99969676	3,00067008
12	KL4	2	-9,1267E-05	2,00009127	1,99991777	2,00018042
13	KL5	1	-0,36844152	1,36844152	1,259882	1,5423153
14	KL6	2	-0,00031606	2,00031606	1,99966799	2,0006218
15	KL7	1	-2,0735E-05	1,00002073	0,99996611	1,00004074
16	KL8	1	-2,9771E-05	1,00002977	0,9999753	1,00005862
17	KL9	1	-2,0871E-05	1,00002087	0,99996945	1,00004091
18	KL10	1	-2,5644E-05	1,00002564	0,9999727	1,00005042
19	KL11	2	-0,00037426	2,00037426	1,99958117	2,00073822
20	POD	1,79487179	-0,63535519	2,43022699	2,23653058	2,72902822
21	nga	1	-3,8085E-05	1,00003808	0,99994692	1,00007397
22	jam1	1	-4,0088E-05	1,00004009	0,99994894	1,00007798
23	jam2	1	-5,6002E-05	1,000056	0,99995648	1,00010906
24	mba	1	-3,3636E-05	1,00003364	0,99993921	1,0000656
25	ngo	1	-3,7756E-05	1,00003776	0,99994666	1,00007332
26	toc	1	-3,7149E-05	1,00003715	0,99994624	1,0000721
27	ndiob	1	-3,3636E-05	1,00003364	0,99993921	1,0000656
28	kah1	1	-0,0001944	1,0001944	0,99977971	1,00038364
29	kah3	1	-7,4946E-05	1,00007495	0,99993748	1,00014637
30	mndfassndio	1	-4,1072E-05	1,00004107	0,99995012	1,00007995
31	fassdarh	1	-4,5836E-05	1,00004584	0,99995663	1,00008929
32	kafoba	1	-0,00042091	1,00042091	0,99946837	1,00083242
33	Kanamdia	1	-3,4379E-05	1,00003438	0,9999407	1,00006656
34	sam	1	-9,3888E-05	1,00009389	0,99992072	1,00018155
35	leo	1	-0,00016527	1,00016527	0,99982307	1,00032538
36	Lans	1	-4,4475E-05	1,00004447	0,99995494	1,00008656
37	mgm	1	-3,5764E-05	1,00003576	0,99994347	1,00006933
38	meniass	1	-4,9576E-05	1,00004958	0,99995923	1,0000962
39	sanabbig	1	-3,7756E-05	1,00003776	0,99994666	1,00007332

Tableau A.4 : Tests de multicollinéarité réalisé avec le package *mctest* du logiciel R

Tests de multicollinéarité		
	MC Results	detection
Determinant $ X'X $:	0.9448	0
Farrar Chi-Square:	2.0537	0
Red Indicator:	0.1370	0
Sum of Lambda Inverse:	3.1156	0
Theil's Method:	-0.5015	0
Condition Number:	19.4752	0
1 --> COLLINEARITY is detected by the test		
0 --> COLLINEARITY is not detected by the test		

BIBLIOGRAPHIE

Banker R. D., Charnes A., Cooper W. W., 1984. Some models for estimating technical scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science* 30, 1078-1092.

Banker R. D., Natarajan R., 2008. Evaluating contextual variables affecting Productivity using data envelopment analysis. *Operations Research* 56(1), 48-58.

Bel G., Costas A., 2006. Do public sector reform rusty? Local privatization in Spain. *The Journal of Policy Reform* 9(1), 1-24.

Bel G., Warner M., 2008. Does privatization of solid waste and water services reduce costs? A review of empirical studies. *Resources, conservation and recycling* 52, 1337-1348.

Benito-Lopez B., Del Rocio Moreno-Enguix M., Solana-Ibanez J., 2011. Determinants of efficiency in the provision of municipal street-cleaning and refuse collection services. *Waste Management* 31, 1099-1108.

Bertolini G., 2007. Le marché des déchets : structures et acteurs, croissance, concentration et recompositions. *Responsabilité et Environnement* 45, 99-109.

Beuve J., Huet F., Porcher S., Saussier S., 2013. *Les performances des modes de gestion alternatifs des services publics: le cas de la collecte des déchets en France*. Rapport pour l'Agence de l'Environnement et de la Maitrise de l'Energie (ADEME)

Boetti L., Piacenza M., Turati G., 2012. Decentralization and local governments' performance: How does fiscal autonomy affect spending efficiency?. *FinanzArchiv/Public Finance Analysis* 68(3), 269-302.

Bogetoft P., Otto L., 2011. *Benchmarking with Dea, Sfa and R*. Springer, New York.

Bosch N., Pedraja F., Suarez-Pandiello J., 2001. *The efficiency of refuse collection services in Spanish municipalities: do non-controllable variables matter?* Documents de treball IEB 4, Barcelona.

Bourdon J., 2009. La mesure de l'efficacité scolaire par la méthode de l'enveloppe: test des filières alternatives de recrutement des enseignants dans le cadre du processus Education pour tous. 26^{èmes} Journées de Microéconomie Appliquée, Dijon-France, Juin.

- Callan S. J., Thomas J. M., 2001. Economies of scale and scope: a cost analysis of municipal solid waste services. *Land Economics* 77(4), 548-560.
- Charnes A., Cooper W. W., Rhodes E., 1978. Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research* 2 (6), 429-444.
- Cubbin J., Domberger S., Meadowcroft S., 1987. Competitive tendering and refuse collection: identifying the sources of efficiency gains. *Fiscal Studies* 8(3), 49-58.
- Daraio C., Simar L., Wilson P. W., 2018. Central limit theorems for conditional efficiency measures and tests of the 'separability' condition in non-parametric, two-stage models of production. *The Econometrics Journal* 21(2), 170-191.
- Dijkgraaf E., Gradus R. H. J. M., 2003. Cost savings of contracting out refuse collection. *Empirica* 30, 149-161.
- De Jaeger S., Eyckmans J., 2008. Assessing the effectiveness of voluntary solid waste reduction policies: methodology and a Flemish case study. *Waste management* 28(8), 1449-1460.
- De Jaeger S., Eyckmans J., Rogue N., Puyenbroeck T. V., 2011. Wasteful waste-reducing policies? The impact of waste reduction policy instruments on collection and processing costs of municipal solid waste. *Waste Management* 31(7), 1429-1440.
- Dubin J. A., Navarro P., 1988. How markets for impure goods organize: the case of refuse collection. *Journal of Law, Economics, and Organization* 4(2), 217-241.
- Hirsch W. Z., 1965. Cost functions of an urban government service: refuse collection. *The Review of Economics and statistics* 47(1), 87-92.
- Kaza S., Yao L., Bhada-Tata P., Van Woerden F., 2018. *What a waste 2.0: a global snapshot of solid waste management to 2050*. The World Bank.
- Marques R. C., Simões P., 2009. Incentive regulation and performance measurement of the Portuguese solid waste management services. *Waste Management & Research* 27 (2), 188-196.
- Reeves E., Barrow M., 2000. The impact of contracting out on the cost of refuse collection services : the case of Ireland. *The Economic and Social Review* 31, 129-150.

Rogue N., De Jaeger S. D., 2012. Evaluating the efficiency of municipalities in collecting and processing municipal solid waste: A shared input Dea-model. *Waste Management* 32, 1968-1978.

Rogue N., De Jaeger S. D., 2013. Measuring and explaining the cost of efficiency of municipal solid waste collection and processing services. *Omega* 41, 919-926.

Rouyat J., Broutin V., Rachmuhl V., Gueye A., Torassani V., Ka I., 2006. *La gestion des ordures ménagères dans les villes secondaires du Sénégal*. Etudes et travaux en ligne. Les éditions du Gret, 91 p.

Sambou J. B. Y., 2016. *Financement du service de collecte des déchets solides ménagers au Sénégal : délégation, asymétrie d'information et incitation à la réduction des coûts*. Thèse de sciences économiques. Université Gaston Berger de Saint-Louis, 263 p.

Shephard R. W., 1970. *Theory of cost and production functions*. PU Press, New Jersey.

Simar L., Wilson P. W., (2007) Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production processes. *Journal of Econometrics* 136(1), 31-64.

Simar L., Wilson P. W., 2011. Two-stage DEA: caveat emptor. *Journal of Productivity Analysis* 36 (2), 205-218.

Simões P., Marques R. C., 2012. On the economic performance of the waste sector. A literature review. *Journal of Environmental Management* 106: 40-47.

Stevens B. J., 1978. Scale, market structure and the cost of refuse collection. *The Review of Economics and Statistics* 60 (3), 438-448.

Szymanski S., Wilkins S., 1993. Cheap rubbish? Competitive tendering and contracting out refuse collection -1981-88. *Fiscal Studies* 14 (3), 109-130.

Wilson P. W., 1993. Detecting outliers in deterministic nonparametric frontier models with multiple outputs. *Journal of Business and Economic Statistics* 11(3), 319-323.

Worthington A. C., Dollery B. E., 2001. Measuring efficiency in local government: an analysis of new south Wales municipalities' domestic waste management function. *Policy Studies Journal* 29(1), 232-249.