

Mesure de la performance commerciale : régression vs DEA.
Une approche catégorielle

Dany VYT
Maître de conférences
IGR-IAE
Université de Rennes 1
11, rue Jean Macé
35708 Rennes
dany.vyt@univ-rennes1.fr

Remerciements : l'auteur remercie les lecteurs anonymes pour leurs remarques constructives dans la rédaction finale de ce papier.

Mesure de la performance commerciale : régression vs DEA.

Une approche catégorielle.

Résumé :

Les réseaux de distribution doivent pouvoir évaluer avec rigueur et précision les performances individuelles de chacun de leur point de vente afin de trouver de nouveaux gisements de croissance interne. Cette recherche compare deux techniques fréquemment employées dans les pratiques de *benchmarking* interne des réseaux : la DEA et la régression. L'analyse se fait au niveau catégoriel, afin de répondre aux exigences du *category management* des distributeurs. Les résultats aboutissent à des conclusions différentes selon la méthodologie retenue. Cela souligne à nouveau l'importance d'adopter la méthode intégrant au mieux les inputs/ouputs et leur comparaison par rapport à des *best practices*.

Mots-clés : Distribution, DEA, Régression, Performance, Efficience.

Key-words: Retailing, DEA, Regression, Performance, Efficiency.

Mesure de la performance commerciale : régression vs DEA.

Une approche catégorielle.

Résumé managérial :

La performance en matière de distribution s'avère plus difficile à mesurer que dans les secteurs traditionnels de production puisqu'il s'agit d'une activité de services dont l'immatérialité représente l'un des traits principaux. Bien qu'il n'existe pas de définition consensuelle et unique, l'étude de la performance dans les services fut longtemps appréhendée dans son ensemble comme une mesure de la productivité des facteurs. Ces pratiques comportent de nombreuses limites et l'hétérogénéité des points de vente biaise leur évaluation.

Par ailleurs, il semble que les évolutions actuelles de la grande distribution complexifient le travail d'évaluation de la performance des réseaux et l'élaboration de normes de référence pour les points de vente : le *category management* et la prise en compte d'une gestion par catégorie de produits, d'une part ; le *géomarketing* et la prise en compte du facteur local, d'autre part. Comment proposer une mesure de la performance au niveau de la catégorie de produits tout en intégrant les différences locales des zones de chalandise ?

Dans le cadre de cette recherche, nous évaluerons la performance relative de plusieurs points de vente en recourant à la régression linéaire, d'une part, et à la technique d'enveloppement des données (DEA), d'autre part. L'objectif de cette recherche consiste à évaluer la performance d'un réseau de distribution en respectant les nouvelles contraintes des distributeurs : travailler au niveau de la catégorie de produits et intégrer les disparités locales de potentiel de vente. Notre recherche repose sur des données d'une chaîne de supermarchés français. L'échantillon se compose de 39 points de vente, situés dans la même zone géographique, afin de contrôler l'influence du facteur local sur la performance des magasins. De plus, des données propres à la zone de chalandise d'un magasin sont introduites dans le modèle afin de pouvoir intégrer au mieux les disparités locales dans l'analyse.

À l'issue des analyses, on constate la très faible corrélation entre les classements des supermarchés à l'issue des analyses menées, notamment entre la méthode DEA et la régression linéaire dans sa version corrigée. Il faut également souligner que non seulement les corrélations sont faibles, mais qu'en plus elles sont négatives, ce qui indiquerait qu'un bon classement de l'une correspondrait à un mauvais classement chez l'autre.

Cette divergence dans les résultats fournis a des conséquences importantes au regard des implications managériales. En effet, la performance (ou la non performance) d'une unité de vente sera contingente de la méthode d'analyse retenue. Cela revient à dire qu'un supermarché montré en modèle dans une méthode peut être décrié dans la seconde. Il convient de comprendre et d'analyser ces différences de résultats.

INTRODUCTION

D'un essor croissant, d'une expansion rapide où les magasins se multipliaient abondamment et se développaient à travers tout le territoire, les distributeurs ne conservent qu'un lointain souvenir. Les conditions économiques et sociales dans lesquelles les points de vente évoluent leur sont peu favorables et les contraignent à trouver de nouvelles sources de croissance interne. Par ailleurs, dans un contexte concurrentiel particulièrement exacerbé, les réseaux de distribution doivent pouvoir évaluer avec rigueur et précision les performances individuelles de chacun de leur point de vente afin de trouver de nouveaux gisements de croissance interne.

En dépit des enjeux qu'elle engendre, la performance des réseaux de distribution s'avère peu définie et étudiée dans la littérature du commerce de détail. Comme le rappellent Mc Laughlin et Coffey (1990), les mesures de la performance se scindent ainsi : celles qui se centrent sur une seule unité d'analyse et celles qui comparent les différentes unités pour fournir un diagnostic dans une logique de *benchmarking*. Dans le cadre de cette recherche, nous nous concentrons sur les mesures de performance dans une perspective de *benchmarking* interne des réseaux de distribution. En effet, les meilleurs points de vente servent souvent de comparaison et de référence aux autres détaillants, dans une perspective de nivellement par le haut des pratiques commerciales. L'identification des meilleures pratiques se veut donc lourde de conséquences.

La mesure de la performance et de la productivité est au cœur des préoccupations du contrôle de gestion. Ce thème trouve encore peu d'écho dans le domaine du marketing, notamment de la distribution. Par voie de conséquence, il n'existe pas de définition unanime sur la performance en matière commerciale. C'est pourquoi, dans un premier temps, nous nous attacherons à définir la mesure de la performance dans le domaine des services, puis à présenter les méthodes traditionnelles d'évaluation de la productivité.

Une deuxième section détaillera et comparera deux fonctions de production couramment utilisées en matière de *benchmarking* : la régression linéaire par les moindres carrés ordinaires corrigés (MCOC) et la technique d'enveloppement des données (Data Enveloppement Analysis : DEA). L'étude empirique fera l'objet d'une troisième section. Nous détaillerons

alors l'échantillon des données issues de 39 points de vente d'un même réseau de supermarchés, ainsi que les modèles MCOC et DEA utilisés.

Les résultats de notre recherche seront exposés dans une quatrième section. Ils mettront en exergue l'impact d'un outil d'évaluation de la performance sur l'identification des meilleures pratiques et les politiques de *benchmarking*. En effet, il apparaît que des disparités demeurent à l'issue des analyses menées dans l'identification des supermarchés de référence. Une cinquième section discutera ces résultats et conclura cette recherche.

1. Mesure de la performance en distribution

La performance en matière de distribution s'avère plus difficile à mesurer que dans les secteurs traditionnels de production puisqu'il s'agit d'une activité de services (Ratchford et Stoops, 1988), dont l'immatérialité représente l'un des traits principaux (Achabal et *alii*, 1984 ; McLaughlin et Coffey, 1990). Simple conceptuellement, la performance du commerce de détail n'en reste pas moins difficile à évaluer (Good, 1984), d'autant plus que les consommateurs font partie intégrante du processus de production (Kamakura et *alii*, 1996). De cette difficulté à définir la performance des services, découle une difficulté à mesurer le concept. C'est pourquoi nous consacrerons le deuxième paragraphe à la présentation des méthodes traditionnelles d'évaluation de la performance dans le commerce de détail, avant de contextualiser la problématique au travers du dernier paragraphe.

1.1. Définitions et approche conceptuelle

Toute mesure de la performance requiert l'identification de ressources : les inputs, et de résultats obtenus à partir de ces ressources : les outputs. La définition des ressources, ainsi que

les résultats de la production, constituent la difficulté majeure de la mesure de la performance des services. La mesure de l'output est difficile à estimer dans le commerce de détail, puisque de nombreux éléments se rajoutent au produit lui-même : le lieu, le temps, l'assortiment, les services offerts aux consommateurs, les facteurs d'atmosphère... Les distributeurs transforment les biens achetés, ils ne se cantonnent pas à de simples intermédiaires entre l'industriel et le consommateur, ils lui apportent une valeur ajoutée (Achabal et *alii*, 1984). En d'autres termes, la commercialisation d'un produit comporte une large part d'intangibilité (Flipo, 1988) ; c'est pourquoi d'aucuns soutiendront que le processus de fabrication de biens résulte de la production, celui de service résulte de la servuction (Eiglier et Langeard, 1999). La difficulté de mesure des services met en exergue la nécessité d'appréhender la production de service par des démarches rigoureuses et spécifiques.

1.2. Méthodes traditionnelles pour évaluer la performance dans le commerce de détail

La mesure traditionnelle de la performance dans le monde industriel se définit par le ratio des outputs sur la quantité des inputs. Il va alors s'agir de vérifier que les résultats sont suffisants, compte tenu des moyens engagés pour les obtenir (Coelli et *alii*, 1999). On obtient alors un ratio de productivité. Bien qu'il n'existe pas de définition consensuelle et unique, l'étude de la performance dans les services fut longtemps appréhendée dans son ensemble comme une mesure de la productivité des facteurs (Engle, 1941 ; Sevin, 1965 ; Ingene, 1982 ; Lusch et Moon, 1984).

Parfaitement adaptée aux procédés industriels, cette estimation de la performance par des indices de productivité rencontre quelques difficultés d'application dans le domaine des services. Contrairement aux industries traditionnelles, les services ne transforment pas des matières premières en produits finis. Pour autant, on leur applique les mêmes critères d'évaluation : les ratios de productivité partiels ou totaux. Ces pratiques comportent de

nombreuses limites et l'hétérogénéité des points de vente biaise leur évaluation. Par ailleurs, il semble que les évolutions actuelles de la grande distribution complexifient le travail d'évaluation de la performance des réseaux et l'élaboration de normes de référence pour les points de vente : le *category management* et la prise en compte d'une gestion par catégorie de produits, d'une part ; le *géomarketing* et la prise en compte du facteur local, d'autre part. Comment proposer une mesure de la performance au niveau de la catégorie de produits tout en intégrant les différences locales des zones de chalandise ?

1.3. Problématique

Les distributeurs et industriels passent d'une gestion par produits et marques à une gestion par catégories de produits. Cette évolution remet profondément en cause les mesures traditionnelles de performance devenues trop globales. Les industriels sont désormais concernés par la performance de la catégorie dans laquelle ils sont présents et non plus seulement par la performance de leurs propres produits. Évaluer la performance d'un point de vente sur la base de son chiffre d'affaires global masque la performance individuelle des catégories de produits. En effet, un magasin peut se révéler performant sur certaines catégories de produits mais pas sur d'autres. Il importe donc d'identifier les catégories de produits pour lesquelles une action corrective s'avère nécessaire. Par ailleurs, la démultiplication des politiques marketing, combinée à l'hétérogénéité des environnements dans lesquels évoluent les magasins (Grewal et alii, 1999 ; Gonzales-Benito, 2004), nécessitent de repenser les techniques de *benchmarking* interne des réseaux (Barros, 2006 ; Mostafa, 2009).

L'objectif de cette recherche consiste à évaluer la performance d'un réseau de distribution en respectant les nouvelles contraintes des distributeurs : travailler au niveau de la catégorie de produits et intégrer les disparités locales de potentiel de vente. Pour cela, nous allons recourir

à l'efficacité relative mesurée par les frontières de production, en comparant les résultats de la régression linéaire avec ceux de la méthode d'enveloppement des données (DEA).

Les frontières de production permettent d'évaluer la capacité de production maximale d'une unité à partir des ressources dont elle dispose. La logique d'optimisation sous contraintes répond aux réalités actuelles des distributeurs qui ne peuvent réduire ou augmenter leurs ressources à leur guise. Nous cherchons à comparer les résultats à l'issue de ces deux techniques. En effet, l'obtention de résultats différents dans l'analyse de l'efficacité serait lourde de conséquences pour les praticiens. Cela reviendrait à contextualiser la performance : comment imaginer qu'une unité efficace dans un modèle ne le soit plus dans un autre ?

2. Régression vs DEA : une application au commerce de détail

Une fonction de production décrit la relation entre les inputs (ou ressources) et un ou plusieurs outputs. Elle énonce le maximum d'outputs qu'il est possible d'obtenir avec un ensemble donné d'inputs (Greene, 1983). Cette fonction précise donc les liens techniques entre l'output par unité de temps et l'input de plusieurs ressources, elles aussi définies par unité de temps (Achabal et *alii*, 1984). L'intérêt majeur consiste à fournir une norme de référence en déterminant la capacité de production maximale et en mesurant le potentiel d'inputs (Aigner et Chu, 1968), ce que ne permettent les ratios traditionnels de productivité.

Dans le cadre de cette recherche, nous évaluerons la performance relative de plusieurs points de vente en recourant à la régression linéaire, d'une part, et à la technique d'enveloppement des données (DEA), d'autre part. Les avantages et limites de chacune de ces techniques seront respectivement présentés dans les deux premiers paragraphes, avant de comparer ces méthodes dans un troisième paragraphe.

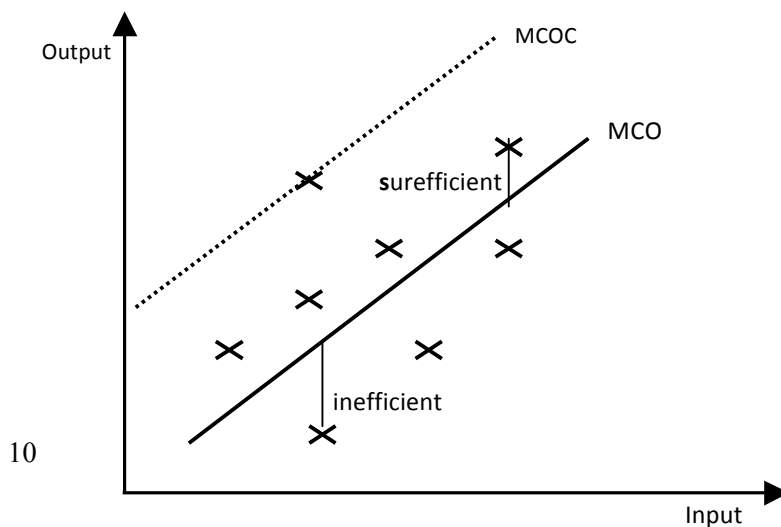
2.1. L'utilisation de la régression linéaire

Les frontières déterministes paramétriques usuelles dans le cadre du *benchmarking* recouvrent les régressions linéaires par les MCO moindres carrés ordinaires (Ratchford et Stoops, 1998), ou leur modèle corrigé : les MCOC. Les MCO présentent l'avantage de fournir de nombreux tests statistiques pour estimer la validité du modèle. Par ailleurs, on note une faible pondération (voire nulle) des variables non pertinentes introduites dans le modèle (Cubin et Tzanidakis, 1998). Enfin, les moindres carrés peuvent être utilisés pour classer les unités : plus le terme résiduel est positif, et plus la firme est efficiente (Schmidt, 1976).

Fondée sur la méthode des moindres carrés ordinaires et sur la programmation linéaire, la régression fournit une analyse basée sur les moyennes. Puisqu'elle impose une pondération unique commune à toutes les unités de vente analysées, la régression suppose l'identification a priori d'une forme fonctionnelle. Néanmoins, de nombreux tests statistiques éprouvés demeurent pour estimer la validité et la justesse des coefficients entrés dans la modélisation. La principale limite de cette technique réside dans la non prise en compte simultanée de plusieurs inputs et outputs.

Figure 1

Régression et moindres carrés ordinaires corrigés



Comme indiqué dans la figure 1, la régression définit une ligne moyenne qui constitue l'ensemble de référence. Afin d'établir des comparaisons avec les meilleures pratiques, il faut émettre l'hypothèse qu'au moins un des points de vente est efficient. Ainsi, comme l'ont fait Cubbin et Tzanidakis (1998), une frontière corrigée d'efficacité est calculée, parallèle à la ligne moyenne et passant par le point le plus efficient ; ce dernier étant défini comme affichant la plus grande valeur résiduelle.

2.2.L'analyse d'enveloppement des données (DEA)

La méthode DEA trouve son origine dans la thèse de doctorat de Rhodes (1978) qui donnera naissance plus tard au modèle Charnes, Cooper and Rhodes (CCR) en 1981. Le modèle CCR représente une extension des travaux de Farrell (1957) qui mesurait l'efficacité technique d'un modèle à input unique et output unique. Avec le modèle CCR, la DEA s'accommode simultanément de plusieurs inputs et outputs. De cette manière, elle fournit une approche plus réaliste en considérant la complexité et la diversité des points de vente, notamment dans une logique de *benchmarking* interne des réseaux (Homburg, 2001).

La technique d'enveloppement des données se fonde sur la théorie micro-économique (Seiford, 1996) et s'appuie sur la programmation linéaire pour envelopper les données. Considérant chaque input et chaque output, on procède à la construction de vecteurs d'inputs et d'outputs à partir desquels se construit la frontière d'efficacité linéaire, ou linéaire par morceau. La DEA construit alors une courbe d'efficacité à partir des meilleures unités de l'échantillon par le biais des techniques de programmation linéaire. Chaque unité décisionnelle doit se situer sur ou en dessous de la frontière d'efficacité.

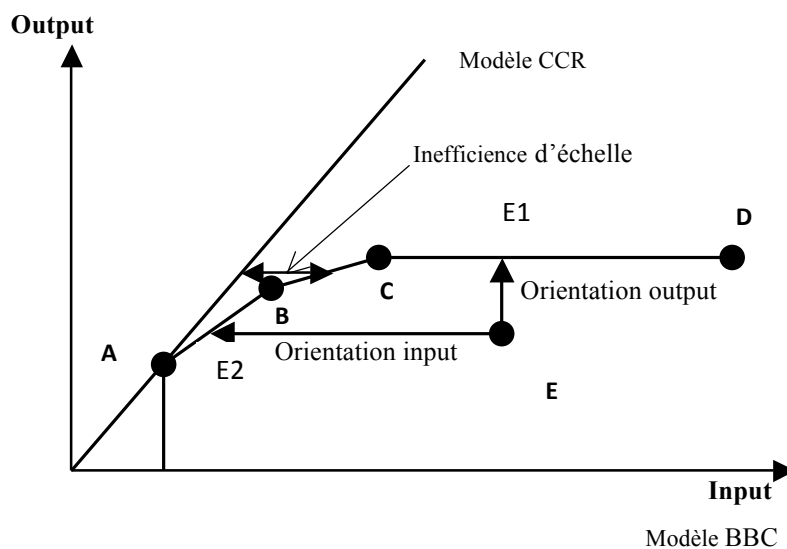
La DEA affecte un score d'efficacité de chaque unité de l'échantillon initial qu'elle optimise sous contrainte. L'efficacité de chaque unité sera calculée comme la proportion maximum du vecteur des inputs nécessaire pour atteindre la frontière d'efficacité de la technologie de production. De là, découle une contrainte d'inégalité selon laquelle le niveau d'outputs ou

d'inputs peut varier sans dégrader le niveau des autres facteurs (Charnes et *alii*, 1994). L'étendue de l'inefficience sera mesurée par la distance d'une unité décisionnelle avec cette courbe d'efficience.

Il convient de signaler que plusieurs modèles DEA coexistent, segmentés selon la surface de leur enveloppe, le rendement d'échelle et la projection efficiente. Chaque modèle répond à un objectif particulier

Figure 2

DEA : modèles CCR et BBC



Ainsi, la figure 2 représente sur un même graphique l'efficience d'échelle, mesurée par le modèle CCR et l'efficience technique évaluée par le modèle BBC. Dans le modèle CCR, seul le point de vente A est efficace. Tandis que dans un modèle à rendements d'échelle variables, BBC, les unités A, B et C sont techniquement efficaces, dans un modèle CCR à rendements d'échelle constants, seule l'unité A est efficace. À cette typologie (BCC ou CCR), se rajoute l'orientation du modèle choisi. Ainsi, après avoir sélectionné un modèle de base, l'analyste retient une orientation inputs ou outputs. Lorsqu'elle se tourne vers les outputs, l'analyse des

écarts fait émerger le pourcentage de hausse des outputs, nécessaire pour transformer un détaillant insuffisamment performant en une unité de vente efficiente. La figure 2 illustre ce cas de figure au travers du point de vente E. Dans une orientation output, la projection sur la frontière d'efficacité l'amène au niveau de production E_1 . Dans le cas d'une orientation inputs, le modèle nous indique dans quelle mesure un point de vente peut réduire ses inputs tout en produisant la même quantité d'outputs. On passe ainsi d' E_1 à E_2 . Le choix d'une orientation inputs ou outputs incombe donc à l'analyste, compte tenu des objectifs poursuivis par la firme (augmentation des outputs, ou diminution des inputs).

Considérons un magasin particulier d'un échantillon de points de vente. La méthode DEA répond à la question suivante : existe-t-il un magasin qui produise plus avec autant de ressources, ou qui produise autant avec moins de ressources ?

Les principales limites de la méthode DEA concernent la base de données initiale et les tests statistiques. En effet, il n'existe aucun test pour évaluer la pertinence des variables exploratoires introduites dans le modèle. La DEA suppose donc de disposer d'une base de données fiable puisqu'elle est très sensible aux données aberrantes. Par ailleurs, bien qu'il s'agisse d'une méthode non paramétrique, Cubbin et Tzanidakis (1998) apportent la preuve que l'échantillon doit être suffisamment important pour garantir la pertinence des résultats.

2.3. Comparaison des modèles de performance : régression linéaire et méthode DEA

Plusieurs recherches (Seiford et Thrall, 1990 ; Thanassoulis, 1993 ; Cubbin et Tzanidakis, 1998 ; Thomas et *alii*, 1998 ; Seiford, 1999) comparent les régressions linéaires à la DEA. Le tableau 1 fournit une synthèse des grandes différences techniques entre ces deux méthodes.

Tableau 1

Les différences fondamentales entre la régression linéaire et la méthode DEA

	La régression statistique linéaire	La méthode DEA
Nombre de régresseurs	Lié à l'ensemble des données	Le nombre est fixe
Contrôle et pertinence du modèle	Il existe des tests statistiques pour tester des hypothèses relatives aux relations entre les inputs et les outputs.	Test non paramétrique
Faible taille échantillon et son impact	Surestime l'impact de variables sujettes à l'erreur de mesure	Classe des unités inefficientes en efficaces
Forme de la fonction de production	Nécessite une spécification	Pas d'hypothèse a priori
Nombre de facteurs	Ne peut manipuler que plusieurs inputs (outputs) et un seul output (input)	Peut manipuler de multiples inputs et outputs
Multicolinéarité des facteurs	Biais dans la modélisation	N'en souffre pas puisque les modèles sont choisis sur une base mathématique
Optimisation des variables	La régression optimisée s'applique à chaque unité	La mesure de chaque unité décisionnelle est optimisée
Sensibilité aux données aberrantes	Moins sensible aux données aberrantes au niveau individuel.	Très sensible
Constance de l'efficacité relative	Précision plus stable de l'efficacité relative et des objectifs puisque ses estimateurs ne reposent pas sur un échantillon observé de valeurs	Variable avec l'échantillon
Processus de minimisation	Utilise les MCO pour produire une droite moyenne	Utilise la programmation linéaire pour établir une courbe convexe

Alors que la régression par la méthode des moindres carrés s'intéresse à des tendances centrales, la méthode DEA s'attache à identifier les meilleures pratiques. En ce sens, elle permet un nivellement par le haut de l'ensemble de l'échantillon. Contrairement aux méthodes traditionnelles, la technique d'enveloppement des données ne se borne pas aux objectifs classiques, restreints à maximiser les outputs. Elle permet la prise en compte du système productif et l'amélioration globale de l'ensemble. De plus, les scores d'efficacité attribués à chaque point de vente permettront de classer les points de vente entre eux de manière plus efficace que la méthode des moindres carrés (Cooper et *alii*, 2000).

De ces divergences théoriques dérivent des différences dans l'estimation des scores de performance des unités évaluées. Ainsi, Thanassoulis (1993) démontre que la DEA offre des estimations d'efficacité plus précises que la régression. Cela tient au fait que la DEA se réfère à une frontière d'efficacité alors que la régression se réfère à la moyenne. D'autres (Donthu et Yoo, 1998) justifient ces différences d'efficacité par le fait que la droite de régression se définit par rapport à la tendance moyenne et ne peut, en outre, considérer qu'un seul output à la fois.

En dépit de nombreuses caractéristiques communes, la DEA et la régression fournissent quelquefois des résultats contradictoires (Cubbin et Tzanidakis, 1998). L'application empirique présentée ci-après fournit une illustration de ces différences.

3. Application empirique

À travers cette application empirique, nous évaluons la performance commerciale de plusieurs points de vente au moyen d'une analyse par les moindres carrés ordinaires et la méthode DEA. Alors que les recherches antérieures se concentrent sur la performance globale d'un point de vente, notre approche se concentre sur la performance au niveau catégoriel. Après

avoir présenté les données et leur collecte, nous exposerons la démarche méthodologique retenue.

3.1. Recueil des données

Notre recherche repose sur des données d'une chaîne de supermarchés français. L'échantillon se compose de 39 points de vente, situés dans la même zone géographique, afin de contrôler l'influence du facteur local sur la performance des magasins (Grewal et *alii*, 1999 ; Vyt, 2008). Toutefois, des données propres à la zone de chalandise d'un magasin sont introduites dans le modèle afin de pouvoir adapter la démarche à une chaîne qui aurait des points de vente dans des zones de chalandise différentes. Le choix de données s'appuie sur la littérature marketing ainsi que sur des entretiens d'expert avec des distributeurs. Afin de contrôler l'effet de l'enseigne sur la performance, nous cantonnons notre analyse à des unités de vente de la même enseigne. De plus, notre échantillon se compose uniquement de supermarchés intégrés ; ainsi, l'influence de la gouvernance d'entreprise se veut également contrôlée (Bradach, 1998). Comme résumé dans le tableau 2, les modèles utilisés comportent 4 inputs et 2 outputs. Afin de coller aux réalités des distributeurs, nous menons cette étude à un niveau d'agrégation assez fin, puisque nous travaillons à la catégorie de produits. Les outputs sont mesurés par les ventes en valeurs et en quantités pour la catégorie des produits surgelés. Les inputs se composent de variables affectant la performance des unités de vente. Nous avons choisi de ne pas intégrer les variables relatives à la taille des parkings, ou encore au nombre de caisses (fréquemment utilisées dans le monde professionnel), puisqu'elles affichent une trop forte colinéarité avec la taille du point de vente. La taille du supermarché étant elle-même très corrélée au nombre de produits surgelés, nous retenons uniquement cette dernière variable, dans une logique de *category management*. Le nombre d'employés à temps plein rend compte des coûts de travail (Thomas et *alii*, 1998). L'environnement du supermarché et le potentiel de ventes sont synthétisés au travers du nombre de foyers dans la zone de chalandise (Grewal et *alii*, 1999 ; Vyt, 2008).

Tableau 2**Variables utilisées dans la DEA et la régression**

Description	Rôle dans la régression	Rôle dans la DEA
Ventes en valeurs	Dépendante exploratoire	Output
Ventes en quantité	Dépendantes exploratoire	Output
Nombre de produits surgelés	Variable indépendante	Input
Nombre d'employés à temps plein	Variable indépendante	Input
Nombre de foyers dans la zone	Variable indépendante	Non contrôlable
Âge du magasin	Variable indépendante	Non contrôlable

Bien qu'il soit admis que l'ancienneté d'un point de vente influence son niveau de performance, le sens de cette relation reste encore incertain. Ainsi, pour Thomas et *alii* (1998), l'âge d'un magasin reflète son expérience et impacte positivement la performance d'une unité commerciale. Reinartz et Kumar (1999) considèrent à l'inverse que la récence du magasin contribue à son attractivité. Dans l'analyse DEA, l'âge du point de vente ainsi que le nombre de foyers dans la zone de chalandise seront traités comme des facteurs non contrôlables, sur lesquels le manager n'a aucune prise (Banker et Morey, 1986 ; Grewal et *alii*, 1999 ; Vyt, 2008).

3.2. Méthodologie

Les modèles utilisés dans le cadre de cette recherche ont été mis en œuvre avec XLstat pour ce qui est de la régression linéaire et le Solver d'Excel pour la méthode DEA. Nous avons mené successivement deux analyses pour la régression. La première retient les ventes en volume de produits surgelés comme unique output, tandis que la seconde retient les ventes en valeur. La justesse des coefficients de régression des deux modèles est significative avec des R^2 respectifs de 0,814 et 0,816. Afin de construire une frontière d'efficience, nous recourons à la technique des moindres carrés ordinaires corrigés, comme indiqué par Cubbin et Tzanidakis

(1998). Ainsi, le point de vente efficient se voit attribuer le score de 1, et l'efficience varie de 0 à 1.

Comme mentionné précédemment, la DEA connaît plusieurs versions. Dans la mesure où le modèle CCR utilise des rendements d'échelle constants et ne fait aucune distinction entre l'efficience technique et l'efficience d'échelle, nous choisissons d'utiliser la version à rendements variables, dans un souci d'opérationnalité du modèle et de cohérence avec le monde de l'entreprise. Par ailleurs, nous choisissons une orientation output afin d'estimer le niveau de ventes optimal pour chaque supermarché.

4. Résultats

Le tableau 3 illustre les résultats à l'issue des deux régressions et de l'analyse DEA pour 10 supermarchés (voir l'annexe 1 pour l'intégralité des résultats). Nous pouvons affirmer que les deux techniques, utilisées régression et DEA fournissent des résultats parfois contradictoires.

Ainsi, les points de vente 1, 2, 21, et 38 fournissent-ils des exemples frappants des différences à l'issue des modélisations. En effet, le supermarché 1, qui apparaît efficient à l'issue de la modélisation DEA, se classe sixième dans la première régression et 34^e à l'issue de la deuxième régression. De la même manière, la DEA assigne une inefficience de 61 % au magasin 38, ce qui contraste avec l'inefficience de 41,3 % affectée par la régression 1 et 43,7 par la seconde régression.

Tableau 3**Rang et score d'efficacité des points de vente**

PdV	DEA VRS		régression 1		Régression 2	
	Score	Rang	Score	Rang	Score	Rang
# 1	1	1 =	0.601	6	0.364	34 =
# 2	1	1 =	0.227	38	0.276	37
# 3	1	1 =	1	1	1	1
# 18	1	1 =	0.515	20	0.694	2
# 21	1	1 =	0.341	36	0.272	38
# 24	1.04	24	0.211	39	0.248	39
# 32	1.251	32	0.346	33 =	0.388	29 =
# 38	1.61	38	0.587	8	0.563	7

Afin de quantifier les écarts entre les trois modélisations, le tableau 4 représente les coefficients de corrélation entre les classements à l'issue des analyses.

Tableau 4**Coefficients de corrélation entre les classements**

	Régression 1	Régression 2
DEA	- 0,1645	- 0,1648
Régression 1		0,79

On constate la très faible corrélation entre les classements des supermarchés à l'issue des analyses menées, notamment entre la méthode DEA et la régression linéaire dans sa version corrigée. Il faut également souligner que non seulement les corrélations sont faibles, mais

qu'en plus elles sont négatives, ce qui indiquerait qu'un bon classement de l'une correspondrait à un mauvais classement chez l'autre

Par ailleurs, bien qu'il existe une corrélation élevée de 0,79 entre les classements à l'issue des deux modèles MCOC, on relève quelques différences troublantes. Ainsi, le supermarché 18 se classe-t-il au rang 20 dans la première modélisation, alors qu'il semble plus efficient à l'issue de la seconde régression où il se classe deuxième.

En comparant les unités décisionnelles efficientes aux autres, l'utilisation de la méthode DEA lors de la mise en place d'une politique de *benchmarking* interne va permettre d'examiner en profondeur les procédures opérationnelles et les politiques de management des détaillants les plus efficientes afin de les reproduire à l'ensemble de l'échantillon. À ce niveau, son principal intérêt consistera dans sa capacité à identifier les sources et les montants d'inefficience pour chaque input et output, cela pour chaque entité observée (Grewal et alii, 1999 ; Cooper et alii, 2000) au moyen notamment de l'analyse des écarts. Lorsqu'elle se tourne vers les outputs, l'analyse des écarts fait émerger le pourcentage de hausse des outputs, nécessaire pour transformer un détaillant insuffisamment performant en une unité de vente efficiente. Le tableau 00.5 présente l'analyse des écarts du supermarché 37. Ainsi, l'analyse DEA nous apprend-elle que ce point de vente qui réalise un chiffre d'affaires de 362 240 euros pour les produits surgelés s'avère sous-performant, puisque sa production théorique est de 382 634 euros. Le supermarché 37 dispose donc, compte tenu de ses ressources internes et de son marché potentiel, d'une marge de progression de 20 394 euros. Pour un niveau d'inputs identique, il existe un point de benchmark qui se situe sur la courbe avec un niveau d'outputs plus important.

Tableau 5

Analyse des écarts du magasin 37

Type de variable	Nom de la variable	Valeur mesurée	Valeur d'efficience	Écart
Output	Ventes de produits surgelés en valeur	362 240	382 634	20 394

Cette analyse offre des implications managériales pertinentes pour un problème aussi central que le *benchmarking* interne des réseaux. Les distributeurs peuvent quantifier les efforts à fournir par un point de vente pour passer d'une situation d'inefficience à l'efficience. De plus, puisque nous avons travaillé au niveau de la catégorie de produits, des enjeux en termes de merchandising demeurent. En effet, après avoir identifié les meilleures pratiques, les praticiens peuvent répliquer leur *category management* aux autres points de vente du réseau.

5. Discussion et conclusion

La méthode DEA et l'analyse par les moindres carrés ordinaires corrigés révèlent toutes deux des unités inefficientes dans l'échantillon de supermarchés. Alors que l'on devrait aboutir aux mêmes résultats, les modélisations retenues fournissent des résultats divergents.

Cette divergence dans les résultats fournis a des conséquences importantes au regard des implications managériales. En effet, la performance (ou la non performance) d'une unité de vente sera contingente de la méthode d'analyse retenue. Cela revient à dire qu'un supermarché montré en modèle dans une méthode peut être décrié dans la seconde. Il convient de comprendre et d'analyser ces différences de résultats.

Les recherches antérieures proposent plusieurs explications dans la divergence des résultats entre la régression linéaire et la méthode d'enveloppement des données. Pour Donthu et Yoo (1998), la différence de résultats entre les deux méthodes provient de l'incapacité qu'a la régression à considérer simultanément plusieurs outputs. Pour Cubbin et Tzanidakis (1998), la taille de l'échantillon peut être responsable de ces divergences, alors que d'autres mettent en avant les erreurs de spécifications (Sharma et *alii*, 1999).

Par ailleurs, en qualité de frontière non paramétrique, la principale force de la technique d'enveloppement des données se trouve dans sa flexibilité. En effet, elle ne nécessite aucune

spécification a priori d'une forme fonctionnelle, ni système de pondération (Parsons, 1994 ; Donthu et Yoo, 1998 ; Kalirajan et Shand, 1999 ; Seiford, 1999). Quant aux moindres carrés ordinaires corrigés, ils supposent une droite parallèle à celle des MCO, en posant la condition qu'au moins une des unités est efficiente pour obtenir la nouvelle frontière. Or, il n'y a pas de raison pour que la structure de la technologie de production des meilleures pratiques soit la même que celle de la tendance centrale (Fare et *alii*, 1994).

Cette recherche pose la question de la fiabilité des mesures de performance dont les enjeux sont cruciaux pour les entreprises et appelle à de nouvelles voies de recherche qui répliqueraient la comparaison entre la DEA et la régression.

Bibliographie

- Achabal D.D., Heineke J.M. et McIntyre S.H. (1984), Issues and perspectives on Retail productivity, *Journal of Retailing*, 6, 3, 107-127.
- Aigner D.J., Chu D.F. (1968), On estimating the industry production function, *American Economic Review*, 58, 4, 826-839.
- Banker R.D., Charnes A. et Cooper W.W. (1984), Some models for estimation technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis, *Management Science*, 30, 9, 1078-1092.
- Banker R.D. et Morey R.C. (1986), The use of categorical variables in data envelopment analysis, *Management Science*, 32, 12, 1613-1627.
- Barros C.P. (2006), Efficiency measurement among hypermarkets and supermarkets and the identification of the efficiency drivers, *International Journal of Retail and Distribution Management*, 34, 2, 135-154.
- Bradach J.L. (1998), *Franchise organizations*, Boston, Massachusetts, Harvard Business School Press.
- Charnes A., Cooper W.W. et Rhodes E. (1978), Measuring the efficiency of decision making units, *European Journal of Operational Research*, 2, 6, 429-444.
- Charnes A., Cooper W.W. et Rhodes E. (1981), Evaluating program and managerial efficiency: an application of data envelopment analysis to program follow through, *Management Science*, 27,6, 668-697.
- Charnes A., Cooper W.W., Lewin A.Y. et Seiford L.M. (1994), *Data envelopment analysis: theory, methodology and application*, Boston, Kluwer Academic Publishers.
- Coelli T., Rao D.S.P. et Battese G.E. (1999), *An introduction to efficiency and productivity analysis*, Kluwer Academic Publishers.
- Cooper W.W., Seiford L.M. et Tone K. (2000), *Data envelopment analysis*, Boston, Kluwer Academic Publishers.
- Cubbin J. et Tzanidakis G. (1998), Regression versus data envelopment analysis for efficiency measurement: an application to the England and Wales regulated water industry, *Utilities Policy*, 7, 75-85.

- Donthu N. et Yoo B. (1998), Retail productivity assessment using data envelopment analysis , *Journal of Retailing*, 74,1, 89-105.
- Eiglier P. et Langeard E. (1999), *Servuction: le marketing des services*, Paris, Ediscience.
- Engle N.H. (1941), Measurement of economic and marketing efficiency, *The Journal of Marketing*, 5, 4, 335-349.
- Fare R., Grosskopf S. et Lovell C.A.K. (1994), *Production frontiers*, Cambridge University Press.
- Farrel M.J. (1957), The measurement of productive efficiency, *Journal of the Royal Statistical Society*, A-3, 253-290.
- Flipo J.P (1988), On the intangibility of services, *The Service Industries Journal*, 8, 3, 286-298.
- Gonzales-Benito O. et Gonzales-Benito J. (2004), Geographic price discrimination as a retail strategy, *International Journal of Marketing Research*, 46, 4, 443-464.
- Good W.S. (1984), Productivity in the retail grocery trade, *Journal of Retailing*, 60, 3, p. 81-97.
- Greene W.H. (1983), « Econometric measurement of production technologies », in Gautschi D.A, *Productivity and Efficiency in distribution systems*, North-Holland.
- Grewal D., Levy M., Mehrotra A. et Sharma A. (1999), « Planning merchandising decisions to account for regional and product assortment differences », *Journal of Retailing*, vol. 75-3, p. 405-424.
- Homburg C. (2001), « Using data envelopment analysis to benchmark activities », *International Journal of Production Economics*, vol. 73-1, p. 51-58.
- Ingene C.A. (1982), Labour productivity in retailing , *Journal of Marketing*, 46, 75-90.
- Kalirajan K.P. et Shand R.T. (1999), Frontier production functions and technical efficiency measures, *Journal of Economic Surveys*, 13, 2, 149-172.
- Kamakura W.A., Lenartowicz T. et Ratchford B.T. (1996), Productivity assessment of multiple retail outlets, *Journal of Retailing*, 72, 4, 333-356.
- Lusch R.F. et Moon S.Y. (1984), « An exploratory analysis of the correlates of labour productivity in Retailing », *Journal of Retailing*, vol. 60-3, p. 37-61.

McLaughlin C.P. et Coffey S. (1990), « Measuring productivity in services », *International Journal of Service Industry Management*, vol. 1-1, p. 46-64.

Mostafa M.M. (2009), Benchmarking the US specialty retailers and food consumer stores using data envelopment analysis, *International Journal of Retail and Distribution Management*, 37, 8, 661-679.

Parsons L.J. (1994), « Productivity versus relative efficiency in marketing: past and future? », in Laurent G., Lilien G., Pras B. (eds), *Research Traditions in Marketing*, (p. 169-196). International series in quantitative marketing, EIASM/ Kluwer Academic Publishers.

Ratchford B.T. et Stoops G.T. (1988), A model measurement approach for studying retail productivity, *Journal of Retailing*, 64, 3, 241-263.

Reinartz W.J. et Kumar V. (1999), Store, market and consumer characteristics: the drivers of store performance, *Marketing Letters*, 10, 1, 5-22.

Rhodes E.L. (1978), *Data envelopment analysis and approaches for measuring the efficiency of decision-making units with an application to program follow-through in US education*, Pittsburg, PhD. dissertation, School of Urban and Public Affairs, Carnegie-Mellon University.

Schmidt P. (1976), On the statistical estimation of parametric frontier production functions, *Review of Economics and Statistics*, 58, 2, 238-239.

Seiford L.M. et Thrall R.M. (1990), Recent development in DEA: the mathematical programming approach in frontier analysis, *Journal of Econometrics*, 46, 7-38.

Seiford L.M. (1996), Data envelopment analysis: the evolution of the state of the art (1978-1995), *The Journal of Productivity Analysis*, 7, 99-137.

Seiford L.M. (1999), « Panorama de DEA : la méthode pour mesurer la performance dans le secteur des services », in *La Méthode DEA*, Paris, Hermès, 20-74.

Sevin C.H. (1965), *Marketing productivity analysis*, St Louis, McGraw-Hill.

Sharma K.R., Leung P. et Zaleski H.M. (1999), Technical, allocative and economic efficiencies in swine production in Hawaii: a comparison of parametric and non-parametric approaches, *Agricultural Economics*, 20, 23-35.

Thanassoulis E. (1993), A comparison of regression analysis and data envelopment analysis as alternative methods for performance assessments, *The Journal of the Operational Society*, 44, 11, 1129-1144.

Thomas R.R., Barr R.S., Cron W.L. et Slocum Jr J.W. (1998), A process for evaluating retail store efficiency: a restricted DEA approach, *International Journal of Research in Marketing*, 15, 487-503.

Vyt D. (2008), Retail Network Performance Evaluation: A DEA Approach considering retailers' geomarketing, *International Review of Retail, Distribution and Consumer Research*, 18, 2, 235-253.

ANNEXE – Rangs des points de vente et scores d'efficience

Magasin	DEA		Régression 1		Régression 2	
	rang	score	score	rang	score	rang
# 1	1 =	1	0,601	6	0,364	34 =
# 2	1 =	1	0,227	38	0,276	37
# 3	1 =	1	1,000	1	1,000	1
# 4	1 =	1	0,356	31	0,391	28
# 5	1 =	1	0,377	30	0,435	24
# 6	1 =	1	0,674	3	0,642	3
# 7	1 =	1	0,596	7	0,495	17 =
# 8	1 =	1	0,488	24	0,464	21
# 9	1 =	1	0,695	2	0,598	5
# 10	1 =	1	0,545	16	0,452	23
# 11	1 =	1	0,550	13	0,455	22
# 12	1 =	1	0,511	21	0,555	9
# 13	1 =	1	0,531	17	0,434	25
# 14	1 =	1	0,232	37	0,321	36
# 15	1 =	1	0,410	28	0,373	31
# 16	1 =	1	0,457	26	0,512	13

# 17	1 =	1	0,558	12	0,493	19
# 18	1 =	1	0,515	20	0,694	2
# 19	1 =	1	0,350	32	0,368	32
# 20	1 =	1	0,497	22	0,528	12
# 21	1 =	1	0,341	36	0,272	38
# 22	1 =	1	0,432	27	0,364	34 =
# 23	23	1,022	0,603	5	0,540	11
# 24	24	1,04	0,211	39	0,248	39
# 25	25	1,044	0,489	23	0,509	14
# 26	26	1,05	0,459	25	0,432	26
# 27	27	1,065	0,342	35	0,365	33
# 28	28	1,121	0,671	4	0,603	4
# 29	29	1,144	0,346	33 =	0,388	29 =
# 30	30	1,157	0,563	11	0,502	16
# 31	31	1,246	0,517	19	0,559	8
# 32	32	1,251	0,346	33 =	0,388	29 =
# 33	33	1,398	0,573	10	0,582	6
# 34	34	1,452	0,390	29	0,417	27
# 35	35	1,458	0,547	15	0,475	20

# 36	36	1,519	0,580	9	0,551	10
# 37	37	1,608	0,527	18	0,507	15
# 38	38	1,61	0,587	8	0,563	7
# 39	39	1,67	0,548	14	0,495	17 =