

## **EFICIÊNCIA NO SETOR SUPERMERCADISTA BRASILEIRO: UMA ANÁLISE COMPARATIVA UTILIZANDO MODELOS DE FRONTEIRA**

**TRICIA THAISE E SILVA PONTES**

USP - Universidade de São Paulo  
triciatsp@usp.br

**CLAUDIO FELISONI DE ANGELO**

USP - Universidade de São Paulo  
cfa@usp.br

**EFICIÊNCIA NO SETOR SUPERMERCADISTA BRASILEIRO: UMA ANÁLISE  
COMPARATIVA UTILIZANDO MODELOS DE FRONTEIRA**

**RESUMO**

O cenário econômico brasileiro começa a afetar negativamente as vendas no varejo e consequentemente o setor de supermercados, o mais representativo no varejo brasileiro. Além disso, o setor de supermercados é tradicionalmente marcado por forte competição e busca por maior participação de mercado, aumentando a concentração do setor. Nesse cenário, produtividade e eficiência tornam-se indispensáveis para a sobrevivência das empresas. Este trabalho tem como objetivo aplicar diferentes métodos de fronteira de eficiência e comparar seus resultados a fim de fornecer uma análise mais completa a cerca da eficiência do setor supermercadista. Para isso, foram utilizados os métodos de Análise da Fronteira Estocástica, Análise Envoltória de Dados e o índice de Malmquist na avaliação da fronteira de produção de 101 grupos supermercadistas classificados entre os maiores do país no período de 2009 a 2013. Os resultados indicam que embora a ineficiência encontrada no setor esteja decrescendo ao longo dos anos e a produtividade total dos fatores esteja aumentando, o nível de eficiência encontrado, por todos os métodos utilizados, ainda é baixo.

**Palavras-chave:** Eficiência, Fronteira Estocástica, Análise Envoltória de Dados.

**ABSTRACT**

The Brazilian economic environment begins to negatively affect retail sales and consequently the supermarket sector, the most representative in the Brazilian retail. In addition, the supermarket sector is traditionally characterized by strong competition and quest for greater market share, increasing industry concentration. In this scenario, productivity and efficiency become indispensable to the survival of businesses. This paper aims to apply different methods of efficiency frontier and compare your results to provide a more complete analysis about the efficiency of the supermarket sector. For this, we used the analysis methods of Stochastic Frontier, envelopment analysis of data and the Malmquist index to assess production frontier of 101 supermarket groups ranked among the country's largest in the period 2009 to 2013. The results indicate that although inefficiency found in the sector is decreasing over the years and the total factor productivity is increasing, the level of efficiency found by all methods, is still low.

**Keywords:** Efficiency, Stochastic Frontier, data envelopment analysis.

## 1. INTRODUÇÃO

O processo de estabilização da economia brasileira iniciado com a implantação do Plano Real em 1994, que levou à queda da inflação e a estabilização dos preços, impulsionou o aumento no poder de compra do consumidor. Além disso, as políticas de distribuição de renda iniciadas em 2003 e o número cada vez maior de famílias entrando para a classe média, ampliaram ainda mais esse processo ao criar um novo perfil de consumidor brasileiro com uma cesta de consumo mais diversificada, mais acesso à informação e busca de qualidade na aquisição de bens e serviços.

Esses fatores beneficiaram o setor de varejo brasileiro tornando-o cada vez mais importante no cenário econômico brasileiro. O setor de autosserviços alimentícios, que possui maior contribuição no varejo brasileiro, apresentou no ano de 2013, um aumento de 12% na receita nominal, em valores absolutos o setor faturou R\$ 272,2 bilhões em 2013 contra R\$ 243 bilhões em 2012. Com isso, o setor de autosserviço atingiu 5,6% em participação do PIB, aumentando 0,1 ponto percentual na participação com relação ao ano anterior e um crescimento de 5,5% na receita. Com esse aumento o autosserviço alimentar chegou ao décimo ano seguido de expansão real em suas vendas, alcançando uma impressionante série histórica de crescimento (ABRAS, 2014).

No entanto, atualmente a economia brasileira está passando por um período de baixo crescimento, juros altos e alta inflação, o que diminui a concessão de crédito, o poder de compra do consumidor, os investimentos e o consumo. No triênio 2011- 2013 o crescimento não passou de 2,1% anuais. De acordo com o IBGE, em 2014, o PIB brasileiro teve uma expansão ainda menor, de apenas 0,1%. Configurando o pior resultado para este indicador desde a retração de 0,2% na economia em 2009. A SELIC atingiu o maior patamar desde 2008 após aumentos consecutivos realizados pelo Comitê de Política Monetária (Copom) atingindo 13,25% no primeiro semestre de 2015. Quanto à inflação, em 2014, o índice de preços ao consumidor (IPCA), usado para medir a variação de preços no país, teve sua maior alta desde 2011, apresentando uma inflação de 6,41% de acordo com o IBGE.

Com os juros e a inflação cada vez mais elevados, a tendência é de diminuição do crédito, provocando a queda dos investimentos, do consumo financiado, do poder de compra do consumidor e aumento do risco de inadimplência. O impacto no consumo pode ser observado pelo indicador de intenção de consumo das famílias, elaborado pela Confederação Nacional do Comércio de Bens, Serviços e Turismo (CNC), que atingiu 102,9 pontos, menor nível desde janeiro de 2010. Em conjunto, esses fatores causam a diminuição da atividade econômica impedindo ainda mais o crescimento do País.

Essa mudança no cenário econômico brasileiro começa a afetar negativamente o setor de varejo. No ano de 2014 o comércio varejista cresceu 3,7% contra um crescimento de 5,2% no ano anterior, de acordo com levantamento do Serasa Experian. Foi o menor crescimento observado para o setor nos últimos 11 anos. O setor que apresentou melhor resultado foi o de supermercados, alimentos e bebidas, registrando crescimento de 3,9%. A diminuição das taxas de crescimento no varejo pode ser explicada pela alta na inflação, além da queda na confiança dos consumidores e o endividamento das famílias.

A continuidade do crescimento no varejo (à taxas menores) e ao mesmo tempo incerteza, devido às condições econômicas e políticas atuais, intensificam a competição no setor varejista, impulsionada por diversos fatores, tais como a diminuição do poder de compra, aumento da taxa de desemprego, condições de crédito restritivas e queda na confiança dos consumidores. Esses fatores também tornam os consumidores mais conscientes com relação ao preço, levando os varejistas a competirem de forma acirrada na oferta de preços mais baixos. Com isso, os varejistas têm que manter uma margem de lucro menor o que exige um controle mais rigoroso da produtividade e diminuição das perdas operacionais.

Desse modo, em um ambiente economicamente incerto, marcado por forte competição, baixos retornos e consumidores cada vez mais conscientes, produtividade e eficiência são consideradas questões-chave para a sobrevivência futura das empresas que fazem parte do setor supermercadista. Geralmente a análise de eficiência é realizada por meio da estimação de uma fronteira de produção, onde se encontram as empresas eficientes. A eficiência pode ser encontrada por diferentes métodos divididos em duas abordagens principais (paramétrica e não paramétrica). Dentre os métodos não paramétricos o mais comum é a análise de envoltória de dados (DEA - *Data Envelopment analysis*) e, dentre os paramétricos, a análise de fronteira estocástica (SFA- *stochastic frontier analysis*).

No Brasil, foram encontrados poucos trabalhos que utilizem a fronteira de produção para medir a eficiência no setor de varejo, especificamente no setor de supermercados. Os poucos trabalhos encontrados limitam-se a utilização de um único método (YU & ANGELO, 2001; FERREIRA, VENÂNCIO & ABRANTES, 2009; SOUZA, MACEDO & FERREIRA, 2010). De modo geral, esses trabalhos forneceram informações importantes sobre a eficiência dos supermercados brasileiros e o aumento da competitividade no setor. Foi encontrado o nível de eficiência individual e realizadas comparações entre as empresas mostrando as discrepâncias na produtividade. No entanto, não apresentaram comparações entre abordagens e métodos diferentes, utilizando apenas o DEA para chegar à eficiência, sem considerar as deficiências estatísticas desse método.

Os métodos DEA e SFA partem de pressupostos e metodologias diferentes, apresentando vantagens e desvantagens, não existindo assim um método superior a priori. Por esta razão é interessante investigar os índices de eficiência obtidos pelas duas abordagens aplicados em um mesmo conjunto de dados, conforme realizado neste trabalho; no qual os dois métodos são aplicados na avaliação da fronteira de eficiência técnica de 101 grupos supermercadistas classificados entre os maiores do país no período de 2009 a 2013.

Para a análise da fronteira estocástica, foi construído um painel balanceado e estimadas as fronteiras com duas funções diferentes, Cobb-Douglas e Translog. Para a análise envoltória de dados, primeiramente os dados foram organizados e analisados em cross-section e em seguida foi aplicada a metodologia de Malmquist que permite uma abordagem DEA com dados em painel para identificar as mudanças na eficiência ao longo do tempo. O objetivo principal deste trabalho é aplicar diferentes métodos de fronteira de eficiência e comparar seus resultados a fim de fornecer uma análise mais completa a cerca da eficiência do setor supermercadista.

A seguir, na seção 2, são apresentados os conceitos necessários ao entendimento da análise realizada, subdivididos em Eficiência Técnica e Fronteiras de Produção, Análise Envoltória de Dados e Análise da Fronteira estocástica. As especificações dos dados, variáveis, modelos e os principais resultados obtidos, são apresentados nas seções 3 e 4, respectivamente. Por fim, na seção 5 são resumidas as principais conclusões do trabalho, seguidas das referências utilizadas.

## **2. EMBASAMENTO TEÓRICO**

### **2.1 Eficiência Técnica e Fronteiras de Produção**

A medida de eficiência técnica (ET) é geralmente definida em economia como a capacidade de uma unidade tomadora de decisão (*decision-making unit* ou DMU), em transformar um determinado conjunto de entradas (*input*) em um volume máximo de resultados ou saídas (*outputs*). Além disso, a eficiência técnica pode ser analisada e medida sob duas perspectivas: orientada para o insumo ou orientada para o produto. A primeira refere-se capacidade de produzir o mesmo nível de produção utilizando um nível menor de

insumos. A segunda orientação, por outro lado, baseia-se na capacidade de aumentar o nível de produção dado um determinado nível de insumos (FARRELL, 1957).

A eficiência técnica é apenas um dos dois componentes da eficiência econômica (EE) e é definida como a utilização dos recursos para maximizar a produção. O outro componente da EE é a eficiência alocativa (EA), que se refere à capacidade da unidade tomadora de decisão de produzir um determinado nível de produto (*output*) utilizando a relação que minimiza insumos (*input*) e custos. Conforme define Farrell (1957), a eficiência econômica é uma medida de desempenho global das unidades tomadoras de decisão e, portanto, é uma função da eficiência técnica e da eficiência alocativa, ou seja,  $EE = ET \times EA$ . Uma das razões mais importantes para o uso frequente da ET como medida de desempenho para os mais diversos tipos de unidades de produção, é que ela não exige dados de preço/custo a eficiência técnica requer apenas os dados de entrada (insumo) e saída (produto/serviço), enquanto tanto a EE quanto a EA requerem dados de preço/custo dos insumos.

A função de produção representa o máximo resultado possível para um determinado conjunto de insumos, com a função de produção, portanto, define-se um limite ou uma fronteira, na qual todas as unidades de produção nela localizadas são eficientes. A eficiência técnica pode ser modelada usando uma fronteira de produção determinística ou estocástica. No caso da fronteira determinista todo o déficit de produção observado é atribuído à ineficiência técnica, enquanto que o modelo de fronteira estocástica inclui o efeito de choques aleatórios para a fronteira de produção. Há duas abordagens comumente utilizadas para estimar modelos de fronteira: uma é a abordagem não paramétrica que utiliza técnicas de programação linear, e a outra é uma abordagem paramétrica que utiliza estimativas econométricas, como a fronteira estocástica (*stochastic frontier*) (KUMBHAKAR & LOVELL, 2000).

Ambos os métodos produzem uma fronteira composta pelo conjunto das firmas mais eficientes, permitindo assim uma comparação entre os melhores desempenhos, em vez de comparar apenas o desempenho médio (como em modelos baseados em regressão). (DONTHU, HERSHBERGER & OSMONBEKOV, 2005). A principal vantagem da abordagem não paramétrica de programação linear, também conhecida como '*Data Envelopment analysis*' (DEA), é que nenhuma forma funcional explícita precisa ser aplicada aos dados. No entanto, um problema com esta aproximação é sua alta sensibilidade a *outliers*, podendo gerar informações distorcidas (BAUER, 1990).

Além disso, o método de eficiência DEA produz "medidas" que são estimativas pontuais: não há espaço para a inferência estatística e, portanto, não é possível construir os erros padrão e intervalos de confiança. A abordagem paramétrica ou estatística impõe uma especificação sobre a função de produção, que, naturalmente, pode ser excessivamente restritiva. Esta abordagem, no entanto, tem a vantagem de permitir a inferência estatística. Assim, podemos testar a especificação, bem como diferentes hipóteses sobre a eficiência e todos os demais parâmetros estimados da fronteira de produção. (AIGNER & CHU, 1968; TIMMER, 1971).

## 2.2 Análise Envoltória de Dados – DEA

A Análise Envoltória de dados é uma técnica de programação linear para identificar a combinação ótima de *inputs* e *outputs* com base no desempenho real de unidades comparáveis. É criada uma fronteira empírica unidade por unidade, representando, em termos econômicos, a melhor produção tecnológica praticada. A eficiência de uma unidade de produção que não esteja localizada na fronteira é estimada pela comparação de seu desempenho com os das unidades eficientes que possuam características de produção mais semelhantes.

Na abordagem DEA, um problema de programação linear é resolvido por cada unidade, a fim de maximizar a eficiência, que é definida como a soma ponderada dos produtos pela soma ponderada de insumos. Os pesos são escolhidos para mostrar uma unidade específica de acordo com a restrição de que nenhuma outra unidade, dado os mesmos pesos, é mais do que 100% eficiente. O modelo orientado ao insumo, em particular, concentra na minimização de entradas (*inputs*) e calcula o grau em que cada unidade de produção pode reduzir as quantidades de recursos a fim de produzir uma dada quantidade de resultados (*outputs* ou saídas).

O primeiro modelo DEA considerou a suposição de retornos constantes de escala (CRS), proposto por Charnes, Cooper e Rhodes (1978), sendo posteriormente ampliado para medir a eficiência técnica assumindo retornos variáveis de escala (VRS) (BANKER, CHARNES & COOPER, 1984). Tanto o modelo CRS quanto o VRS foram formulados como modelos orientados (*input* ou *output*), dadas às medidas radiais de eficiência.

Matematicamente, o modelo CRS orientado ao insumo é formulado com o seguinte problema de programação não linear fraccionada que, quando resolvido, determina a eficiência relativa da  $\theta_{pp}^*$  DMU  $p$ :

$$\theta_{pp}^* = \max \frac{\sum_{j=1}^s u_{jp} \cdot y_{jp}}{\sum_{i=1}^m v_{ip} \cdot x_{ip}}, p \in \{1, 2, \dots, n\}' \quad (1)$$

Sujeita as seguintes restrições:

$$\theta_{rp} = \frac{\sum_{j=1}^s u_{jp} \cdot y_{jr}}{\sum_{i=1}^m v_{ip} \cdot x_{ir}} \leq 1, \forall r = 1, 2, \dots, n$$

$$u_{jp} \geq \varepsilon > 0, v_{ip} \geq \varepsilon \forall i, j, p$$

Na notação acima, assume-se que existem  $n$  DMUs e que cada uma  $p$  ( $p=1, 2, \dots, n$ ) consome várias unidades de insumos  $m$  ( $x_{1p}, x_{2p}, \dots, x_{mp}$ ) para produzir várias quantidades de produtos  $s$  ( $y_{1p}, y_{2p}, \dots, y_{sp}$ ). Os multiplicadores  $u_{jp}$  e  $v_{ip}$  são os pesos dados pela DMU  $p$  para  $j^{\text{th}}$  produtos e para  $i^{\text{th}}$  insumos para si mesma e para todas as outras DMUs  $r$  ( $r=1, 2, \dots, p, \dots, n$ ). O representa um número positivo definido como sendo menor do que qualquer número real positivo.

O modelo VRS orientado ao insumo é formulado com o seguinte problema de programação:

$$\theta_{pp}^* = \max \frac{\sum_{j=1}^s u_{jp} \cdot y_{jp} - u_{0p}}{\sum_{i=1}^m v_{ip} \cdot x_{ip}}, p \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (2)$$

Sujeito às seguintes condições:

$$\theta_{rp} = \frac{\sum_{j=1}^s u_{jp} \cdot y_{jr}}{\sum_{i=1}^m v_{ip} \cdot x_{ir}} \leq 1, \forall r = 1, 2, \dots, n$$

$$u_{jp} \geq \varepsilon > 0, v_{ip} \geq \varepsilon > 0, \forall i, j, p$$

$$u_{0p} \in R$$

Formulações alternativas com base no teste Charnes-Cooper para otimização Pareto-Koopmans, levaram aos métodos não orientados: multiplicativo (CHARNES *et al.*, 1982) e aditivo (CHARNES *et al.*, 1985). Mais formulações resultaram em um método para avaliar a sensibilidade (calculando a maior região de estabilidade) de uma unidade tomadora de decisão

(DMU) com classificação de eficiência (quando eficiente ou ineficiente) no modelo de aditivo (CHARNES *et al.*, 1992).

### 2.3 Análise da Fronteira Estocástica – SFA

A abordagem paramétrica para a fronteira de produção é subdividida em modelos determinísticos e estocásticos. Os modelos determinísticos envolvem todas as observações identificando a distância entre a produção observada e a produção máxima, definida pela fronteira e pela tecnologia disponível, como ineficiência técnica. Por outro lado, os modelos estocásticos permitem distinguir eficiência técnica e o erro estatístico. (ZAMORANO & CERVERA, 2001).

A abordagem de Fronteira Estocástica é um método paramétrico bastante utilizado, capaz de estimar a ineficiência global da empresa, pela decomposição do termo de erro em duas partes – uma reflete a ineficiência e a outra reflete o ruído estatístico convencional. Esta decomposição ajuda a reduzir o viés que ocorre em procedimentos que dependem de um único termo de erro (GREENE 2000; JONDROW *ET AL.* 1982).

O método de Fronteira Estocástica ou *Stochastic Frontier* (SF) foi proposto, de forma independente, por Aigner, Lovell, e Schmidt (1977), Battese e Corra (1977), e Meeuse e Broeck (1977) como uma abordagem paramétrica que reduz alguns dos inconvenientes gerados com a DEA. A Análise de Fronteira Estocástica é utilizada para estimar os desvios de desempenho das unidades de produção a partir de suas fronteiras de produção. O conceito básico dos modelos de SFA é que os desvios não ocorrem inteiramente devido à ineficiência, uma vez que o modelo reconhece que efeitos aleatórios fora do controle das unidades também podem afetar os resultados (AIGNER, LOVELL, SCHMIDT, 1977; MEEUSEN, BROECK; 1977). Desse modo, a ineficiência global da empresa é estimada pela decomposição do termo de erro em duas partes – a primeira  $v \sim N(0, \sigma_v^2)$  reflete o ruído estatístico convencional e a segunda parte  $u \geq 0$  captura os efeitos da ineficiência técnica (GREENE 2000; JONDROW *et al.* 1982). A principal vantagem dos modelos SFA é que a contribuição de efeitos aleatórios para a variação na eficiência técnica pode ser isolada. Os modelos originais de SF, de forma geral, podem ser expressos como:

$$y_j = h(x_j; \beta) \exp\{v_j - u_j\} \quad (3)$$

onde  $y_j$  é o logaritmo natural da produção para a empresa  $j$ ;  $x_j$  é um vector de variáveis exógenas;  $h$ , uma função mensurável e conhecida; e  $\beta$ , um vector de  $k$  parâmetros desconhecidos, que define a parte determinística da fronteira. Assim os produtores operam sobre suas fronteiras de produção estocástica  $[h(x; \beta) \exp\{v\}]$  de acordo com  $u = 0$  ou  $u > 0$ . Meeuse e Broeck (1977) designou uma distribuição exponencial para  $u$ , Battese e Corra (1977) uma distribuição half-normal e Aigner, Lovell, e Schmidt (1977), por sua vez, consideraram ambas distribuições para  $u$ .

Admitindo que  $h(x_j, \beta)$  seja linear nos logaritmos, pode-se obter, após a aplicação de uma transformação logarítmica em (3), a seguinte função de produção:

$$\ln y_j = \beta_0 + \sum_{i=1}^m \beta_i \ln x_{ji} + \sum_{i \leq k} \sum_{k=1}^m \beta_{ik} \ln x_{ji} \ln x_{jk} + v_j - u_j \quad (4)$$

A equação (4) é denominada na literatura por função *Translog*. Com essas informações pode-se definir a parte determinística da fronteira:

- $\ln y_j$  – logaritmo natural do *output* da  $j$ -ésima DMU ( $j=1, \dots, n$ );

- $\ln x_{ji}$  – logaritmo natural do  $i$ -ésimo *input* da  $j$ -ésima DMU (incluindo o intercepto);
  - $\beta = [\beta_0 \beta_1 \dots \beta_m]^T$  – um vetor de parâmetros desconhecidos a serem estimados;
- Quando os produtos cruzados são nulos, tem-se uma função do tipo Cobb-Douglas:

$$\ln y_i = \beta_0 + \sum_n \beta_n \ln x_{ni} + v_i - u_i \quad (5)$$

Assim como no modelo translog representado na equação (4), o modelo SFA na forma Cobb-Douglas, equação (5), contém um termo de erro composto  $\varepsilon_i = v_i - u_i$ . O termo  $v_i$  reflete as flutuações aleatórias, é simétrico e assumido como sendo independente e identicamente distribuído, com uma distribuição normal de média zero:  $v_i \sim \text{i.i.d. } N(0, \sigma_v^2)$ , independentemente de  $u_i$ . O termo  $u_i$  corresponde ao desvio a partir da melhor prática da fronteira, ou seja, o grau de ineficiência de cada unidade. Desde  $u_i \geq 0$ , assume-se que  $u_i$  tem distribuição unilateral positiva, tal como a distribuição half-normal, exponencial, normal truncada ou a Gama.

Essas suposições a respeito das distribuições das duas componentes do termo de erro permitem a utilização do método de máxima verossimilhança na estimação dos parâmetros do modelo de regressão e também são importantes no procedimento de estimação da eficiência técnica das unidades, baseado na distribuição condicional de  $u_i$  em  $\varepsilon_i$ . A estimação da máxima verossimilhança dos parâmetros da estrutura básica do modelo de fronteira estocástica (1) pode ser obtida em termos da parametrização,  $\sigma_v^2 + \sigma^2 \equiv \sigma_\varepsilon^2$  e  $\lambda \equiv \sigma/\sigma_v$ . Battese e Corra (1977) consideram o parâmetro,  $\gamma \equiv \sigma^2/(\sigma_v^2 + \sigma^2)$ , o qual é delimitado entre zero e um.

### 3 METODOLOGIA

#### 3.1 Fonte de Dados e Descrição das Variáveis

Foram utilizados dados secundários provenientes do ranking dos 500 maiores grupos supermercadistas atuantes no Brasil, classificados de acordo com o faturamento anual, publicado anualmente pela Revista Supermercado Moderno. Os dados coletados referem-se ao exercício dos anos de 2009 a 2013. Inicialmente foram selecionadas as 150 maiores redes de supermercado, tomando como base o ranking de 2014 (exercício de 2013), e em seguida excluíram-se as companhias que não possuíam dados disponíveis para todos os anos ou que não fizeram parte do ranking em todos os anos da pesquisa, restando uma amostra final de 101 empresas. Os dados foram então organizados em um painel balanceado com 505 observações para cada variável.

Neste estudo, cada grupo supermercadista selecionado é considerado uma DMU – unidade tomadora de decisão (*decision making unit*). Para representar o nível de produção (*output*) será utilizado o faturamento bruto de cada supermercado, os fatores de produção ou insumos (*inputs*) serão representados pelo número de *check-outs*, área de vendas e o número de empregados. A escolha das variáveis se deu com base na literatura a respeito do tema (YU & ANGELO, 2001; FERREIRA, VENÂNCIO & ABRANTES, 2009; SOUZA, MACEDO & FERREIRA, 2010) e estão apresentadas na Figura 1.

Figura 1: Variáveis utilizadas para avaliação da eficiência

Tipo de variável	Variável	Código Utilizado
Produto (DEA) ou Dependente (SFA)	Faturamento em reais	F
Insumos (DEA) ou Independentes (SFA)	Área de Vendas	AV
	Número de <i>check-outs</i>	CK
	Número de empregados	EM

Fonte: Elaboração Própria, 2015.



### 3.2 Métodos Utilizados

Foram aplicados os modelos SFA com especificação Cobb-Douglas e Translog para a função de produção com distribuição normal truncada e half-normal para a análise da eficiência de 101 redes de supermercados utilizando um painel com dados de 2009 a 2013. A escolha da utilização de um painel se deu devido à necessidade de medir a eficiência ao longo do tempo.

O modelo utilizado possui três inputs (AV, CK, EM) e um único output (F), nas duas formas funcionais, Cobb-Douglas e Translog, expresso nas fórmulas (6) e (7) respectivamente:

$$\ln F_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln AV_{it} + \beta_2 \ln CK_{it} + \beta_3 \ln EM_{it} + v_{it} - u_{it} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \ln F_{it} = & \beta_0 + \beta_1 \ln AV_{it} + \beta_2 \ln CK_{it} + \beta_3 \ln EM_{it} + \beta_4 (\ln AV_{it})^2 + \beta_5 (\ln CK_{it})^2 + \beta_6 (\ln EM_{it})^2 + \\ & \beta_7 (\ln AV_{it})(\ln CK_{it}) + \beta_8 (\ln AV_{it})(\ln EM_{it}) + \beta_9 (\ln CK_{it})(\ln EM_{it}) + v_{it} - u_{it} \end{aligned} \quad (7)$$

$i=1, 2, \dots, 101$  e  $t=1, 2, 3, 4, 5$ ;

em que,

$F$  é o *output* do  $i$ -ésimo supermercado no  $t$ -ésimo período de tempo;

$AV_{it}, CK_{it}, EM_{it}$  são os *inputs* do  $i$ -ésimo supermercado no  $t$ -ésimo período de tempo;

$v_{it}$  são variáveis aleatórias assumidas como sendo iid  $N(0, \sigma_v^2)$ , e independente de  $u_{it}$ .

$u_{it} = \{\exp[-\eta(t - T)]\}u_i$ ,  $i=1, 2, \dots, 101$ ;  $t=1, 2, 3, 4, 5$ ; onde o  $u_{it}$  são variáveis aleatórias não negativas, as quais captam a variação no tempo da ineficiência técnica na produção, assumidas como sendo iid com distribuição truncada;

$\varepsilon_{it} = v_{it} - u_{it}$ ,  $\varepsilon_{it}$  é o termo de erro;

$\beta_k$  é um parâmetro não conhecido a ser estimado  $k=0, 1, \dots, 9$ ;

$\eta$  é um parâmetro escalar não conhecido a ser estimado.

Quanto a Análise Envoltória de Dados escolheu-se a orientação pelo *input* que busca minimizar os recursos, mantendo-se os valores do produto (*output*) constantes. No que se refere ao rendimento de escala do modelo DEA, duas opções foram avaliadas: rendimentos constantes (CRS) e rendimentos variáveis (VRS), conforme descrito anteriormente nas equações (1) e (2), respectivamente. Em uma primeira análise os modelos foram gerados utilizando dados em *cross-section* para cada ano separadamente.

Em seguida, utilizou-se da metodologia de Malmquist e a produtividade total dos fatores para aplicar a abordagem DEA aos dados em painel e acompanhar a eficiência de cada DMU ao longo do tempo. Além disso, ao utilizar dados em painel com os modelos DEA e SFA conseguimos medir separadamente mudanças técnicas e mudanças de eficiência ao longo do tempo.

O índice de Malmquist foi proposto originalmente por Malmquist (1953), que sugeriu comparar o *input* de uma empresa em dois pontos de tempo diferentes em termos de um fator máximo, através do qual o *input* em um período pode ser reduzido sem que altere o nível de *output* de outro período de tempo. Färe *et al.* (1994), demonstrou que o índice de Malmquist pode ser calculado utilizando uma abordagem não paramétrica semelhante a DEA, desde que os dados do painel estejam adequados, nesse tipo de abordagem é necessário um painel estritamente balanceado.

De acordo com Hossain et al. (2012), o índice Malmquist em termos de dados de *input* e *output*, nos tempos  $t$  e  $t+1$  é denotado pelos conjuntos  $(x^t, y^t)$  e  $(x^{t+1}, y^{t+1})$  como:

$$M^t = \left[ \left( \frac{D^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^t(x^t, y^t)} \right) \left( \frac{D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^{t+1}(x^t, y^t)} \right) \right]^{1/2} \quad (8)$$

Onde a função de distância  $D^t(x^t, y^t) = 1/F^t(y^t, x^t | C, S)$  é recíproca a eficiência técnica de Farrell e a proporção do ponto de produção  $(x, y)$ , o qual é comprimido para um ponto de *input* mínimo ideal.

$X_j = (x_{1j}, x_{2j}, x_{3j}, \dots, x_{mj})$  e  $Y_j = (y_{1j}, y_{2j}, y_{3j}, \dots, y_{nj})$  representam os vetores de input e output, respectivamente.

$F^t(y^t, x^t | C, S)$  é a eficiência técnica de Farrell e  $(C, S)$  é o conjunto de *inputs* na produção.

O índice Malmquist pode ser decomposto na mudança de eficiência técnica (TEC) e na mudança técnica (TC) (HOSSAIN et al., 2012), da seguinte maneira:

$$M^t = \frac{D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^t(x^t, y^t)} \left\{ \left[ \frac{D^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} \right] \left[ \frac{D^t(x^t, y^t)}{D^{t+1}(x^t, y^t)} \right] \right\}^{1/2} \quad (9)$$

$$= TEC(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t) * TC(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t) \quad (10)$$

Todos os cálculos e modelos estimados foram realizados no software R 3.0.2 com o auxílio de diferentes pacotes. Os cálculos referentes à análise da fronteira estocástica foram realizados com o auxílio do pacote “*frontier*” desenvolvido por Tim Coelli e Arne Henningsen (2013). As funções disponíveis nesse pacote permitem obter estimativas de máxima verossimilhança dos parâmetros de uma variedade de fronteiras estocásticas de produção e de custos, estimativas médias e individuais de eficiência técnica ou de custos. E, além disso, permite a utilização de dados em *cross-section* ou painel; distribuição normal, half-normal ou truncada e qualquer forma funcional.

A análise DEA com dados em *cross-section* foi realizada com o auxílio do pacote “*Benchmarking*” desenvolvido por Peter Bogetoft e Lars Otto (2013). Uma das vantagens em utilizar o R para análise DEA está na ausência de limite para o número de DMUs. Além disso, os métodos disponíveis no pacote “*Benchmarking*” suportam diferentes pressupostos para tecnologia (fdh, vrs, drs, crs, irs, aditiva/frh e fdh+) e uso de diferentes medidas eficiência (com base no input, output, gráfico hiperbólico, eficiência aditiva, super, e direcional). *Peers* (unidades de referência) e *slacks* também são disponíveis, e a inclusão de informações de preços também é permitida, o que possibilita o cálculo do custo, lucro e receita ótimos.

Para a abordagem com dados em painel e cálculo do fator de produtividade total baseado na metodologia de Malmquist utilizou-se o pacote “*nonparaeff*” que contém funções para medir a eficiência e a produtividade das DMUs pela abordagem da DEA e suas variações, permitindo, por exemplo, realizar análise com dados em painel.

#### 4 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Inicialmente foram calculadas algumas estatísticas descritivas para as variáveis empregadas nos modelos de eficiência para os anos de 2009 a 2013, cujos valores podem ser observados na Tabela 1. Percebe-se a participação de diferentes portes de supermercados compondo a amostra da pesquisa, o que significa que embora se tenha como referência as maiores redes supermercadistas do país, a amostra inclui, em um só escopo supermercados

com diferentes faixas de rendimento e recursos utilizados. Para o ano de 2013, por exemplo, encontraram-se unidades com faturamento variando entre 34,6 bilhões e 178,88 milhões de reais, de 200 a 75.475 empregados, o que constitui uma diferença bastante significativa. Diferença essa que pode ser observada em todos os anos da pesquisa para todas as demais variáveis utilizadas, conforme apresenta a Tabela 1.

Com relação às mesmas variáveis analisadas, verifica-se na Tabela 1, um crescimento significativo da média de 2009 a 2013, sendo de 58,37% para o faturamento (passaram de uma média R\$ 754,43 milhões de reais em 2009 para 1,194 bilhões de reais em 2013); 21,08% para área de vendas (a média variou de 46.840,43 m<sup>2</sup> em 2009 para 56.715,48 m<sup>2</sup> em 2013); 20,81% para os check-outs (a média expandiu de 349 em 2009 para 422 em 2013) e 13,70% no número de empregados (a média aumentou de 3.190 em 2009 para 3.627 empregados em 2013).

**Tabela 1:** Estatística descritiva das variáveis empregadas nos modelo de eficiência para o setor de supermercados do Brasil para o ano de 2009 a 2013.

<i>Estatística 2009</i>	<i>F*</i>	<i>AV</i>	<i>CK</i>	<i>EM</i>
<b>Média</b>	754436530,6	46840,43137	349,8431	3190,686275
<b>Mediana</b>	173154137,4	10888	100,5	967,5
<b>Desvio padrão</b>	2963998681	185870,5033	1218,576	10353,9746
<b>Variância da amostra</b>	8,78529E+18	34547843987	1484926	107204790,1
<b>Curtose</b>	47,24372811	46,59202298	47,05426	45,25361926
<b>Assimetria</b>	6,85146808	6,83215979	6,810813	6,647724025
<b>Mínimo</b>	42376194	1900	24	200
<b>Máximo</b>	22892271000	1384308	9525	79801
<i>Estatística 2010</i>	<i>F*</i>	<i>AV</i>	<i>CK</i>	<i>EM</i>
<b>Média</b>	856091322,1	50483,17647	379,6275	3568,254902
<b>Mediana</b>	201149234,8	11635	109,5	1015,5
<b>Desvio padrão</b>	3341377658	198210,8536	1305,9	11728,32914
<b>Variância da amostra</b>	1,11648E+19	39287542489	1705375	137553704,4
<b>Curtose</b>	47,09109473	46,47253913	46,63061	44,39420738
<b>Assimetria</b>	6,841601136	6,82286939	6,777831	6,60624009
<b>Mínimo</b>	55349632	1900	24	203
<b>Máximo</b>	25725350000	1469279	10153	86992
<i>Estatística 2011</i>	<i>F*</i>	<i>AV</i>	<i>CK</i>	<i>EM</i>
<b>Média</b>	959203432	52043,09804	1059,735	3521,911765
<b>Mediana</b>	233135732,5	13164	119	1167,5
<b>Desvio padrão</b>	3655443557	206169,6063	6873,606	10897,57041
<b>Variância da amostra</b>	1,33623E+19	42505906573	47246461	118757040,9
<b>Curtose</b>	48,04960026	46,35564938	94,10756	43,91573439
<b>Assimetria</b>	6,879688269	6,819004352	9,560857	6,549514685
<b>Mínimo</b>	73255734,16	712	24	260
<b>Máximo</b>	28932226200	1495852	68461	81504
<i>Estatística 2012</i>	<i>F*</i>	<i>AV</i>	<i>CK</i>	<i>EM</i>
<b>Média</b>	1063519545	54146,12745	405,7549	3761,078431
<b>Mediana</b>	267371997	14025	123	1222
<b>Desvio padrão</b>	3963830551	208199,9156	1358,723	11095,8722
<b>Variância da amostra</b>	1,5712E+19	43347204861	1846127	123118379,8

<b>Curtose</b>	47,12274255	46,33353903	45,60761	43,07522305
<b>Assimetria</b>	6,816968513	6,812208606	6,719261	6,467547082
<b>Mínimo</b>	86214088	1900	24	290
<b>Máximo</b>	30944000000	1533191	10245	82341
<i>Estatística 2013</i>	<i>F*</i>	<i>AV</i>	<i>CK</i>	<i>EM</i>
<b>Média</b>	1194833911	56715,48039	422,6471	3627,980392
<b>Mediana</b>	300838124	13825	128	1274,5
<b>Desvio padrão</b>	4402308738	216097,9443	1409,16	10256,16434
<b>Variância da amostra</b>	1,93803E+19	46698321540	1985732	105188907
<b>Curtose</b>	47,35141988	46,16158275	46,17331	42,38985799
<b>Assimetria</b>	6,823256195	6,797626453	6,741057	6,403475276
<b>Mínimo</b>	100294674	1900	24	306
<b>Máximo</b>	34625000000	1576000	10899	75475

\*Valores em mil reais.

Fonte: Resultados da Pesquisa, 2015.

A segunda parte da análise consistiu em aplicar os modelos descritos na Seção 3 aos dados da pesquisa. Para o método SFA, foram testadas duas formas funcionais de fronteira estocástica de produção, Cobb-Douglas e Translog com distribuição normal truncada e half-normal para o termo aleatório  $u_i$ , conforme foi especificado nas equações (6) e (7), respectivamente. Cabe destacar que em todos os modelos foram considerados os efeitos do tempo. A Tabela 2 apresenta os resultados dos modelos de fronteira estocástica estimados.

A ineficiência da função de produção variando no tempo é calculada pelo termo de erro. O termo de erro composto de um modelo de fronteira estocástica é definido como  $\gamma = \sigma_u^2 / (\sigma_u^2 + \sigma_v^2)$  uma medida do nível de ineficiência, que deve pertencer ao intervalo entre 0 e 1. Conforme pode ser observado na Tabela 2, a proporção de variabilidade específica para variabilidade total ( $\gamma$ ) é positiva e estatisticamente significativa apenas para os modelos SFA com função Cobb-Douglas (com distribuição truncada) e o modelo com função Translog, indicando presença de ineficiência apenas nesses dois modelos. Isso significa que para esses modelos a eficiência específica é importante para explicar a variabilidade do output. O componente  $\eta$  assume um coeficiente positivo e estatisticamente significativo para as duas especificações de Cobb-Douglas indicando uma ineficiência decrescente ao longo do tempo (efeito positivo da eficiência técnica ao longo do tempo).

A estatística LR ou teste da razão de verossimilhança (LR – Likelihood Ratio) é uma distribuição qui-quadrado sob a hipótese nula de que não há efeitos de ineficiência técnica. Caso o valor da estatística seja maior que o valor crítico ao nível de significância desejado, rejeita-se  $H_0$ . A lógica do teste consiste em comparar cada modelo estimado com modelos do tipo OLS (*ordinary least squares* ou mínimos quadrados ordinários), que não consideram a ineficiência. Nessa análise, o teste LR apresentou resultados estatisticamente significativos em todos os modelos estimados indicando a relevância da presença da ineficiência técnica nos mesmos, indicando que a aplicação do modelo de fronteira estocástica com efeitos da ineficiência é adequada.

**Tabela 2:** Fronteira de Eficiência Estocástica

Variáveis	Cobb-Douglas				Translog	
	Normal truncada		Half-normal		Normal truncada	
	Coeficiente	Erro Padrão	Coeficiente	Erro Padrão	Coeficiente	Erro Padrão
<b>Constante</b>	13,3290206***	0,129440	12,279217***	0,995842	19,459753***	3,10872
<b>lnAV</b>	0,3447229 ***	0,025756	0,416173*	0,197754	-2,188197*	0,91728

<b>lnCK</b>	0,3528762 ***	0,019735	0,394339	0,304573	0,746192	0,82364
<b>lnEM</b>	0,2432853 ***	0,032494	0,245439***	0,054684	1,506131*	0,73092
$(\ln AV_{it})^2$	-	-	-	-	0,266237	0,16317
$(\ln CK_{it})^2$	-	-	-	-	-0,144072**	0,05145
$(\ln EM_{it})^2$	-	-	-	-	0,078914	0,13813
$(\ln AV_{it})(\ln CK_{it})$	-	-	-	-	-0,299069*	0,15225
$(\ln AV_{it})(\ln EM_{it})$	-	-	-	-	0,318776*	0,14849
$(\ln CK_{it})(\ln EM_{it})$	-	-	-	-	-0,453975***	0,06548
$\sigma^2$	0,0841514 ***	0,0163358	0,198506	0,511547	0,183156***	0,03225
$\gamma$	0,8717381 ***	0,0145161	0,910904	0,783457	0,865801***	0,02695
$\mu$	0,5416935 ***	0,0594404				
$\eta$	0,0925501 ***	0,0065631	0,153249**	0,054984		
<b>Eficiência média</b>	0,5143512		0,5922601		0,7205058	
<b>Log verossimilhança</b>	224,7788		132,7089		100,8942	
<b>Teste LR</b>	559,34 ***		375,2 ***		215,84 ***	

\*\*\* significante a 0,001, \*\* significante a 0,01, \* significante a 0,05.

Fonte: Resultados da Pesquisa, 2015.

Com relação à equação de ineficiência é possível verificar que na função Cobb-Douglas com distribuição normal truncada os coeficientes de todas as variáveis (AV, CK e EM) e as variáveis de tendência são estatisticamente significantes e positivas. Isso significa que, se considerarmos que os coeficientes dessas variáveis representam as elasticidades dos inputs, por exemplo, pode-se interpretar que um aumento de 1% no insumo empregados eleva em 0,243 % o produto (faturamento). Para a função Cobb-Douglas considerando distribuição half-normal para  $u_i$  apenas a variável check-outs (CK) não foi estatisticamente significativa.

Ainda na Tabela 2, percebe-se que para a função Translog a maioria dos coeficientes de primeira ordem e dos coeficientes de segunda ordem estimados são significantes e apresentam os sinais esperados. No entanto, alguns componentes apresentaram sinais negativos, ao contrário do esperado, e estatisticamente significantes. Como foi o caso das variáveis AV,  $CK_{it}^2$ ,  $AV_{it} * CK_{it}$ ,  $CK_{it} * EM_{it}$ , indicando que um aumento nessas variáveis levaria a uma redução no faturamento. É importante ainda destacar que a eficiência média no período obtida pela função Translog (72,05%) foi bastante superior à eficiência média encontrada pelos dois modelos com função Cobb-Douglas (51,43% e 50,22%).

Conforme foi apresentado anteriormente, a aplicação do modelo de fronteira estocástica com efeitos da ineficiência mostrou-se válida para os modelos estimados tanto pela função Cobb-Douglas quanto pela função Translog (teste LR e o  $\gamma$  significativamente diferente de zero). No entanto, realizou-se ainda um teste de razão de verossimilhança para adequação da forma funcional da função de produção. O resultado do teste indica que a função Translog é a forma funcional preferível. O teste é apresentado na Tabela 3 e indica a rejeição da hipótese nula de uma função Cobb-Douglas.

**Tabela 3:** teste da razão de Verossimilhança

Hipótese Nula	Log Verossimilhança	Estatística LR ( $\chi^2$ )	<i>g.l.</i>	Pr(>Chisq)	Decisão
	100.89	247.77	4	<2.2e-16 ***	Rejeita H0

\*\*\* significante a 0,001, \*\* significante a 0,01, \* significante a 0,05.

Fonte: Resultados da Pesquisa, 2015.

Após identificar o melhor modelo de SFA para as redes de supermercado estudadas, iniciou-se a análise por meio dos modelos DEA. As medidas de eficiência obtidas pelos

modelos DEA expressam o potencial de redução dos fatores de produção, ou seja, foi utilizada a orientação pelo *input*, cujo objetivo é minimizar os *inputs* enquanto pelo menos mantêm os níveis atuais de *outputs*. No que se refere ao rendimento de escala do modelo DEA, duas opções foram avaliadas: rendimentos constantes (CRS) e rendimentos variáveis (VRS). Inicialmente calculamos a eficiência pelo método DEA utilizando dados em *cross section* para cada ano. Os resultados são apresentados na Tabela 4.

**Tabela 4:** Eficiência DEA com orientação pelo input

Ano	DEA (VRS)				DEA (CRS)			
	Nível mais baixo de eficiência encontrado	Eficiência	Desvio Padrão	Número de DMUs com 100% de eficiência	Nível mais baixo de eficiência encontrado	Eficiência	Desvio Padrão	Número de DMUs com 100% de eficiência
2009	0,003004	0,3758	0,2953141	7	0,001202	0,250200	0,2832595	4
2010	0,00293	0,3536	0,287124	8	0,001461	0,211800	0,2674069	3
2011	0,3953	0,6995	0,1739225	12	0,3951	0,6630	0,1626122	3
2012	0,4260	0,6821	0,1690775	9	0,3923	0,6385	0,1548085	3
2013	0,3355	0,6554	0,1683931	8	0,2854	0,5915	0,1451221	3

Fonte: Resultados da Pesquisa, 2015.

De modo geral, os modelos CRS e VRS apresentaram resultados semelhantes com baixa eficiência média nos dois primeiros anos estudados e um aumento expressivo da eficiência nos anos subsequentes. Também é observado que o desvio padrão nos três últimos anos diminuiu indicando menor variabilidade entre as eficiências individuais dos supermercados. A principal diferença que pode ser inferida entre os resultados dos métodos CRS e VRS está na quantidade de empresas consideradas eficientes por cada modelo. Pela técnica de DEA considerando os retornos variáveis de escala mais empresas foram consideradas eficientes, para todos os anos estudados, ou seja, obtiveram nível de eficiência igual a 1.

A última parte da análise consistiu em estimar o índice de Malmquist a fim de comparar as variações na eficiência ao longo do tempo com uma abordagem semelhante a DEA. A produtividade total dos fatores (PTF) sugerida por Malmquist (1953) considera que uma mudança na produtividade pode ocorrer tanto pela melhoria da eficiência quanto pela utilização de novas tecnologias. Os resultados são apresentados na Tabela 6.

**Tabela 6:** Média da Produtividade Total dos Fatores e seus Componentes para os Supermercados Brasileiros (2009-2013)

Ranking Faturamento	DMU	Índice de Malmquist	Mudança Técnica	Mudança de Eficiência
1	CIA. BRASILEIRA DE DISTRIBUIÇÃO	1,09820405	1,02631507	1,07101627
2	WALMART BRASIL LTDA. SP	1,096108475	1,026998425	1,0711212
3	COMPANHIA ZAFFARI COMÉRCIO E INDÚSTRIA	1,176158725	1,0757453	1,096417325
4	CONDOR SUPER CENTER LTDA.	1,104237525	1,0278746	1,07806005

5	IRMÃOS MUFFATO & CIA. LTDA.	1,053581075	0,99194475	1,06924795
...	...	...	...	...
97	SUPERMERCADO IRMÃOS DOVALE LTDA.	1,04465185	0,98752805	1,0678597
98	MIG SUPERMERCADO LTDA.	1,008593475	0,94628865	1,068025075
99	COOPERATIVA SANTA CLARA LTDA.	1,06319875	0,998157875	1,0670806
100	CEREALISTA OLIVEIRA LTDA.	1,090484175	1,01930105	1,081919175
101	COOPERATIVA AGROPEC. PETRÓPOLIS LTDA.	0,98944305	0,932787225	1,06771985
	<b>Média</b>	<b>1,086150554</b>	<b>1,010337373</b>	<b>1,081191249</b>

**Fonte:** Resultados da Pesquisa, 2015.

No período de 2009 a 2013, a PTF das maiores redes de supermercados atuantes no Brasil cresceu 8,61%, de acordo com os cálculos dos índices de Malmquist. O maior contribuinte desse crescimento foi o índice de mudança de eficiência técnica, que aumentou 8,11%. Por outro lado, o componente referente à mudança técnica que corresponde a mudanças na tecnologia empregada teve um crescimento pouco significativo (1%) durante o período. Desta maneira, considera-se o efeito de alterações em eficiência técnica mais expressivo, para os supermercados em análise, que o efeito das inovações tecnológicas ocorridas no período em estudo.

Dentre as redes de supermercados estudadas, os supermercados que apresentaram maior elevação no fator de produtividade total foram Sonda Supermercados e Serrana Empreendimentos, com 41,39% e 25,7%, respectivamente. É interessante destacar que essas empresas estão situadas entre as 50 de menor faturamento da amostra, o que mostra o esforço dos supermercados menores em aumentar a produtividade e eficiência para manter-se no mercado. Cabe destacar ainda que cinco redes (Vale Cooperativa Agroindustrial, Comercial Delta, Líder Supermercados e Magazine, Unicompra Supermercados e Cooperativa Agropecuária Petrópolis) apresentaram PTF negativa para o período estudado, causado por um declínio no indicado de mudança de eficiência técnica.

As discrepâncias entre as pontuações de eficiência encontradas pelos métodos empregados devem-se ao fato de que cada método apresenta pressupostos e metodologias diferentes para se chegar ao coeficiente de eficiência individual da firma, que muitas vezes levam a resultados diferentes. Não existindo um método superior a priori, o importante é retirar de cada abordagem o máximo de informações disponíveis para assim conseguir uma análise mais completa sobre a eficiência.

De modo geral, o ponto comum a todos os métodos empregados neste estudo é a baixa eficiência média encontrada para o setor de supermercados brasileiros, o que corrobora com pesquisas anteriores (YU & ANGELO, 2001; FERREIRA, VENÂNCIO & ABRANTES, 2009; SOUZA, MACEDO & FERREIRA, 2010). Apesar de ter sido identificada a tendência de decréscimo da ineficiência pelo método SFA e alguma melhora na produtividade e eficiência técnica do setor de supermercados ao longo dos anos pelo índice de Malmquist, também foi identificada a necessidade de mais investimentos em tecnologia como forma de aumentar a eficiência e produtividade.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho utilizou a Análise da Fronteira Estocástica (SFA), a Análise Envoltória de Dados (DEA) e a técnica DEA com o cálculo do índice de Malmquist como forma de detectar alterações nas eficiências para as maiores redes supermercadistas brasileiras ao longo do período que compreende os anos de 2009 a 2013.

O modelo SFA se mostrou adequado quando comparado a um modelo que não considera o termo de ineficiência e a forma funcional preferida foi a Translog, indicada pelo teste LR. Quanto à eficiência média no período obtida pelos modelos, os resultados foram semelhantes indicando uma baixa eficiência técnica no setor de supermercados. A eficiência média encontrada com a função Translog (72,05%) foi bastante superior à eficiência média encontrada pelos dois modelos com função Cobb-Douglas (51,43% e 50,22%).

A produtividade total dos fatores encontrada pelo índice de Malmquist para o período analisado foi baixa (8,61%) indicando que apesar do movimento de diminuição da ineficiência ao longo dos anos, encontrado pela abordagem SFA, essa diminuição está ocorrendo a taxas muito pequenas. É importante destacar que não foi encontrada grande contribuição da tecnologia para o aumento da produtividade ao longo do período estudado, o que sugere a necessidade de mais inovação tecnologia no setor, que ainda se encontra em nível tecnológico inferior ao encontrado nos EUA e em países da Europa.

Este trabalho contribui para a literatura à medida que realiza comparações entre diferentes métodos e abordagens para calcular a eficiência do setor de supermercados, métodos estes que ainda não haviam sido aplicados nesse contexto. Além disso, fornece um panorama atual sobre a eficiência no setor em um importante período econômico.

Devido à importância do tema, sugere-se que novos estudos sejam realizados no sentido de encontrar os fatores determinantes da eficiência no setor de supermercados e fornecer às empresas recomendações para melhorar a identificação e utilização dos recursos que podem influenciar a sua produtividade, eficiência e conseqüentemente sua competitividade.

## **REREFÊNCIAS**

AIGNER, D.J.; CHU, SF. On estimating the industry production function. **American Economic Review** 58, p.826 -839, 1968.

AIGNER, D. J., C. K. LOVELL; P. SCHMIDT. Formulation and Estimation of Stochastic Frontier Production Function Models. **Journal of Econometrics**. 6: 21-37. 1977.

BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W, W. Models for estimating technical and scale efficiencies in data envelopment analysis, **Manag, Sci**,30:1078–1092, 1984.

Battese, G.E.; Corra, G.S. Estimation of a Production Frontier Model: With Application to the Pastoral Zone of Eastern Australia, **Australian Journal of Agricultural Economics**, 21, 169-179, 1977.

Bauer, P.W. Recent Developments in the Econometric Estimation of Frontiers, **Journal of Econometrics**, 46, 39-56, 1990.

CHARNES, A., COOPER, W. W. GOLANY, B., SEIFORD, L. Foundations of data envelopment analysis for Pareto-Koopmans efficient empirical production functions. **J. Econometrics**, 30:91– 107, 1985.

CHARNES, A.; COOPER, W, W.; RHODES, E. Measuring efficiency of decision-making units, **Eur, J, Oper, Res**,3:429–444, 1978.

CHARNES, A.; COOPER, W. W.; SEIFORD, L.; STUTZ, J. A multiplicative model for efficiency analysis, **Socio-Economic Planning Sci**,6:223–224, 1982.



CHARNES, A.; HAAG, S.; JASKA, P.; SEMPLE, J. Sensitivity of efficiency classifications in the additive model of data envelopment analysis, *Int, J, Sys, Sci*, 23:789–798, 1992.

COELLI, Tim; HENNINGSEN, Arne *Frontier: Stochastic Frontier Analysis*, **R package version 1.0**; 2013. Disponível em: <http://CRAN.R-Project.org/package=frontier>.

DONTHU N, HERSHBERGER, EK; OSMONBEKOV, T. Benchmarking Marketing Productivity Using Data Envelopment Analysis. **J Business Research** 58(11): 1474-1482, 2005.

FÄRE, R.; S. GROSSKOPF; LOVELL, C. (1994). *Production Frontiers*, Cambridge University Press, Cambridge.

Farrell, M. J.; The measurement of productive efficiency. **Journal of the Royal Statistical Society**, Series A, Part 3, p. 253-290, 1957.

FERREIRA; VENÂNCIO; ABRANTES. Análise da eficiência do setor de supermercados no Brasil. **Economia Aplicada**, v. 13, n. 2, pp. 333, 2009.

GREENE, W. H. *Econometric Analysis*. Fourth Edition, New York University, 2000.

HOSSAIN, M. K.; KAMIL, A. A.; BATEN, Md A.; MUSTAFA, Adli. Stochastic Frontier approach and Data Envelopment Analysis to Total Factor Productivity and efficiency measurement of Bangladeshi rice. *PLoS One*, 15;7(10), 2012.

JONDROW, J., C. A. LOVELL, S. MATEROV; P. SCHMIDT. On Estimation of Technical Inefficiency in the Stochastic Frontier Production Function Model. **Journal of Econometrics**. 19: 233-238. 1982.

KUMBHAKAR, S, C.; LOVELL, C, A, K, The estimation of technical efficiency, In: *Stochastic frontier analysis*, pp, 63–130, **Cambridge University Press**, 2000.

MALMQUIST, S. Index numbers and indifference surfaces. **Trabajos de Estadística**, 4: 209-242, 1953.

SOUZA, M. A. F.; MACEDO, M. A. S.; FERREIRA, M. S. Desempenho organizacional no setor supermercadista brasileiro: uma análise apoiada em DEA. **REGE**, São Paulo, v. 17, n. 2, p. 151-167, abr./jun. 2010.

TIMMER, C. Peter. Using a probabilistic frontier production function to measure technical efficiency, **Journal of Political Economy** 79, 776-794, 1971.

YU, A. S. O.; ANGELO, C. F. Performance of Brazilian supermarkets: A comparative analysis between large and small store chains. **Journal of Small Business and Enterprise Development**, v. 8, n. 4, p. 339-348, 2001.

ZAMORANO M. LR; CERVERA V. JA The Use of Parametric and Non-Parametric Frontier Methods to Measure the Productive Efficiency in the Industrial Sector: A Comparative Study. **Int J Prod Econ** 69(3): 265-275, 2001.