

ESCORES ROBUSTOS DE EFICIÊNCIA E SEUS DETERMINANTES: O CASO DAS AGÊNCIAS DO BANCO DO BRASIL*

Maria da Conceição Sampaio de Sousa**

João Carlos Félix Souza***

Neste trabalho, utilizou-se a abordagem *Jackstrap*, que combina as técnicas de reamostragem *bootstrap jackknife*, para computar a eficiência técnica da análise envoltória de dados – *data envelopment analysis* (DEA) – para 3.663 agências do Banco do Brasil (BB). Além disso, como os escores estimados são afetados pelas características exógenas, que não foram considerados na abordagem DEA, usou-se o método dos mínimos quadrados ordinários (MQOs) e regressão quantílica para investigar como essas variáveis excluídas inicialmente influenciam os resultados computados. Esta análise revela que as agências supereficientes (*outliers*) têm um grande número de clientes e/ou atuam principalmente junto ao agronegócio. Utilizando a técnica de regressão quantílica mostrou-se que os escores de eficiência são positivamente relacionados com o tamanho da agência e a renda *per capita* dos clientes. Ademais, não foi possível detectar uma relação positiva entre competição e eficiência, conforme sugerido pela literatura. Finalmente, um bom ambiente de trabalho contribui para elevar a eficiências da agências analisadas.

Palavras-chave: DEA; eficiência; *outliers*; alavancagem.

JEL: G21; C14; C21.

1 INTRODUÇÃO

No Brasil, o setor bancário, seguindo o padrão financeiro internacional, mudou substancialmente na última década. Os serviços bancários têm melhorado significativamente devido às inovações tecnológicas, bem como às alterações estruturais e reguladoras. No entanto, estas mudanças não foram necessariamente acompanhadas de aumento da eficiência. A hiperinflação, enquanto exigia criatividade e diversificação nos serviços bancários, também proporcionava ganhos fáceis neste setor. A estabilização econômica do Plano Real induziu uma nova configuração do setor e expôs a fragilidade do sistema bancário, anteriormente mascarada pela inflação elevada. Bancos tradicionais públicos e privados declararam falência ou fundiram-se com outras instituições nacionais e internacionais.

* Os autores agradecem ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e ao Banco do Brasil (BB) pelo apoio recebido.

** Professora do Departamento de Economia da Universidade de Brasília (UnB). Correio eletrônico: <mcss@unb.br>.

*** Professor do Departamento de Engenharia de Produção da UnB. Correio eletrônico: <jocaf@unb.br>.

Somente os bancos eficientes e lucrativos permaneceram no mercado. Estes sobreviventes foram forçados a se modernizar e a aumentar seus níveis de eficiência para lidar com o aumento da concorrência de capitais nacionais e internacionais. Isto se aplica particularmente aos grandes bancos controlados pelo Estado, com agências espalhadas por todo o país, os quais, embora estejam sujeitos às regras competitivas como os bancos privados, mantêm algumas tarefas herdadas de seu papel anterior como bancos estatais, em que considerações políticas podem prevalecer sobre questões de mercado. Para conciliar suas conflitantes funções, estas instituições têm uma necessidade imperiosa de dispor de uma clara visão tanto dos aspectos financeiros como das condições de eficiência prevaletentes em suas inúmeras filiais.

Um exemplo particularmente interessante é o Banco do Brasil (BB), um dos maiores bancos brasileiros, que opera por meio de uma densa rede de agências. Trata-se de uma empresa de economia mista, com agências nacionais e internacionais e um grande número de clientes. Além de atuar como um banco comercial, o BB cumpre uma importante função social. Nas pequenas cidades, além de o banco desempenhar o papel de fomento para muitos programas sociais do governo, suas agências frequentemente representam o único canal de integração financeira destas comunidades. Portanto, a necessidade de monitorar suas atividades por meio da avaliação do desempenho das agências é crucial não somente para os administradores do BB, mas também para a sociedade brasileira.

Indicadores de rentabilidade são tradicionalmente utilizados para avaliar o desempenho das agências. Gerentes de banco dependem basicamente de vários índices financeiros para avaliar os diferentes aspectos de sua atividade. Esta abordagem descritiva tem deficiências óbvias, porque dão apenas uma visão fragmentada da atividade das agências e não levam em conta as possíveis interações entre as suas várias dimensões. Portanto, a menos que sejam atribuídos pesos arbitrários, estes índices são insuficientes para definir uma medida de desempenho agregado da rede de agências. Além disso, análises de razões contábeis não consideram os efeitos de escala, os impactos inflacionários ou a qualidade dos serviços prestados pelas filiais.

Para solucionar estes problemas, modelos de referenciais (*benchmarks*) têm sido utilizados para avaliar a eficiência das agências bancárias. Existem, atualmente, várias abordagens para se calcular a eficiência dos serviços bancários. Entre elas, destacam-se as abordagens de fronteiras estocásticas

e os enfoques não paramétricos, como a análise envoltória de dados – *data envelopment analysis* (DEA).¹ Cada uma destas abordagens apresenta vantagens e inconvenientes. As primeiras, que postulam que a fronteira do conjunto produtivo pode ser representada por uma função de produção-custo, têm a vantagem de levar em conta discrepâncias estatísticas e fatores exógenos. Além disso, os testes estatísticos padrão podem ser usados para se fazer inferência. As maiores limitações deste método advêm da variação significativa das medidas de eficiência de acordo com a forma funcional especificada. Além disso, a decomposição do termo de erro entre seus componentes – o erro aleatório e a eficiência – depende das hipóteses adotadas no que diz respeito à distribuição dos termos de erros.

Abordagens não paramétricas do tipo DEA caracterizam-se pelo uso de pressupostos fracos sobre a tecnologia de produção. Exceto os axiomas de regularidade habitual, tais como a fronteira tecnológica, estes métodos baseiam-se em pressupostos muito simples de convexidade e liberdade de alocação e disposição dos insumos e dos produtos. Isto se aplica, em particular, às técnicas baseadas em programação linear, como a metodologia de DEA. Esta abordagem, além de permitir a existências de múltiplos insumos e produtos, não exige uma distinção rígida entre eles. Se uma quantidade menor de um produto é desejável, ele pode ser modelado como insumo. Esta característica é especialmente conveniente para os serviços, em geral, e os serviços bancários, em particular, visto que nestes a distinção entre insumo e produto não é sempre bem definida. Entretanto, como esta metodologia, em seu formato original, não leva em conta fatores aleatórios, os escores de eficiências podem ser fortemente enviesados se o processo produtivo for caracterizado por elementos estocásticos.

Embora métodos paramétricos também sejam usados para avaliar a eficiência bancária,² a grande maioria dos estudos utiliza a DEA para esta finalidade. Desde o estudo seminal de Sherman e Gold (1985), vários autores debruçaram-se sobre este relevante tópico (Miller e Athanasios, 1996; Athanassopoulos, 1998; McEachern e Paradi, 2007). No Brasil, Souza e Staub (2006) e, posteriormente, Staub, Souza e Tabak (2010) utilizaram a DEA para comparar bancos nacionais privados com bancos

1. Para mais informações, consultar Charnes, Cooper e Rhodes (1978); Banker, Charnes e Cooper (1984); e Färe, Grosskopf e Lovel (1994).

2. Para maiores detalhes sobre o assunto, ver Casu e Molyneux (1999); Altunbas, Lynne e Molyneux (2001); e Kumbhakar *et al.* (2001).

estatais, de economia mista, bem como bancos estrangeiros na Europa e nos Estados Unidos.

Tais avaliações, frequentemente, foram feitas com base em comparações interbancárias, em nível institucional, faltando, assim, pesquisas com informações e comparações de eficiência intrabanco. No entanto, nesta indústria altamente competitiva, a capilaridade da rede de agências é a conexão mais forte da instituição com seus clientes, sendo, pois, uma componente-chave do sistema bancário comercial. Ela abrange assuntos operacionais relevantes, tais como decisões de custo, gestão de riscos e governança. Portanto, a avaliação do seu desempenho constitui uma referência útil para melhorar as estratégias de gestão e avaliar o impacto das condições do local de trabalho (microambiente) sobre a eficiência, permitindo à instituição competir com sucesso no mercado (Zenios *et al.*, 1999; Golany e Storbeck, 1999).

No entanto, os indicadores da DEA têm alguns inconvenientes conhecidos. Em primeiro lugar, devido à natureza determinística de modelos não paramétricos, as ineficiências não se explicam somente por problemas de gestão; elas podem também ser causadas pela existência de valores atípicos (*outliers*), de erros de medição ou de outras discrepâncias estatísticas. Além disso, a heterogeneidade dos dados em métodos de DEA pode agravar este problema e levar à subestimação substancial dos escores de eficiência, já que a fronteira é determinada por um número de unidades relativamente pequeno. Portanto, a credibilidade nos indicadores de eficiência requer o uso de procedimentos apropriados para tratar estes problemas.

As ineficiências também podem ser provocadas por variáveis não discricionárias que estão fora do controle dos gerentes, tais como fatores políticos e de mercado. A incapacidade de reconhecer estes fatores exógenos pode conduzir a resultados não confiáveis. Existem diferentes maneiras de considerá-los no modelo de DEA. Pode-se, por exemplo, incluí-los diretamente no modelo de DEA como restrições no problema de programação linear. A principal lacuna deste procedimento é que, em razão da existência da *maldição da dimensionalidade*,³ o poder discriminatório da abordagem de DEA é reduzido. A segunda prática é usar uma abordagem em dois estágios. Na primeira fase calculam-se os indicadores de eficiência via

3. A maldição da dimensionalidade ocorre quando se aumenta o número dos parâmetros, para um número fixo de observações; neste caso, o modelo de DEA tende a sobre-estimar os níveis de eficiência das unidades tomadoras de decisão – *decision making unit* (DMU).

DEA somente com as variáveis controláveis; na segunda etapa, regridem-se os escores de eficiência computados nas variáveis não discricionárias. Este modelo em dois estágios tem sido amplamente utilizado na literatura para identificar os determinantes da eficiência. Seguindo-se esta tradição, ele será utilizado nesta pesquisa para levar em conta os impactos dos fatores exógenos sobre os indicadores obtidos por meio da abordagem de DEA.

O objetivo deste trabalho é avaliar o desempenho das agências do BB em 2004, mediante a aplicação de uma abordagem em dois estágios. No primeiro estágio, calculam-se estimadores robustos dos índices de eficiência obtidos via DEA usando-se o método *jackstrap*, que combina as técnicas de reamostragem *bootstrap* e *jackknife* para identificar possíveis *outliers* e erros de mensuração. No segundo estágio, regridem-se os escores de eficiência robustos produzidos pelo modelo DEA-*jackstrap* nas variáveis ambientais que afetam o desempenho das agências do BB.

A abordagem adotada difere de trabalhos anteriores por: *i*) especificar um índice de eficiência robusto; e *ii*) utilizar técnicas de regressão quantílica. Índices robustos são particularmente importantes quando o conjunto de dados é grande e heterogêneo, como os dados sobre as inúmeras e diferenciadas filiais do BB. O uso da regressão quantílica permite avaliar melhor os impactos das variáveis exógenas nas diferentes posições da distribuição de eficiência das agências.

Este artigo é organizado da seguinte forma. A seção 2 apresenta e discute as metodologias DEA e *jackstrap*. A seção 3 apresenta a base de dados e identifica os insumos e os produtos utilizados neste estudo. A seção 4 computa e analisa as medidas robustas de eficiência resultantes dos cálculos das técnicas de DEA e *jackstrap*. A seção 5 apresenta o modelo econométrico e os resultados do segundo estágio. Finalmente, a seção 6 reúne as principais conclusões do trabalho.

2 METODOLOGIA

2.1 O modelo DEA

Para cada DMU, a tecnologia transforma insumos não negativos $x^k = (x_{k1}, \dots, x_{kN}) \in \mathfrak{R}_+^N$ em produtos não negativos $y^k = (y_{k1}, \dots, y_{kM}) \in \mathfrak{R}_+^M$. Quando a medida de eficiência técnica é orientada para o insumo, a tecnologia é representada pelo conjunto de possibilidades de produção

$T = \{(x, y): x \text{ pode produzir } y\}$, que inclui todos os vetores de insumos e produtos factíveis. A correspondência de insumos para a tecnologia de referência DEA, caracterizada por retornos constantes de escala (C) e pela existência de livre descarte de insumos (*strong disposability*, S), define a tecnologia linear, construída a partir das combinações observadas de insumos e produtos:

$$L(y | C, S) = \{x : y \leq zM, zN \leq x, z \in \mathfrak{R}_+^K, y \in \mathfrak{R}_+^N\} \quad (1)$$

A matriz M com dimensão $k \times m$ possui m produtos observados em k DMUs; N representa a matriz $k \times n$ com n insumos; e z é o vetor $1 \times k$ dos parâmetros. Para cada atividade, a eficiência técnica nos insumos, F_i , pode ser definida como:

$$F_i(y^k, x^k | C, S) = \min\{\theta : \theta x \in L(y^k | C, S)\} \quad (2)$$

Esta medida de eficiência radial varia entre 0 e 1. A produção eficiente tem escore igual à unidade. Assim, $1 - \theta$ representa a proporção em que os insumos podem ser reduzidos sem se alterar a produção. Usando-se a tecnologia especificada em (1), a eficiência técnica (orientada para o insumo) para a agência k pode ser calculada como a solução do seguinte problema de programação linear:

$$\theta_k = \min(\theta)$$

Sujeito a:

$$\theta x_{kn} \geq \sum_{j=1}^K z_{kj} x_{jn} \quad n = 1, \dots, N$$

$$y_{km} \leq \sum_{j=1}^K z_{kj} y_{jm} \quad m = 1, \dots, M$$

$$\theta, z_{kj} \geq 0 \quad j = 1, \dots, K \quad (3)$$

Essa versão da metodologia de DEA implica fortes restrições sobre a produção – em particular, a existência de retornos constantes de escala –, sendo conhecida como modelo CCR (Charnes Cooper e Rhodes, 1978) ou CRS (*constant returns to scale* – retornos constantes de escala). Esta suposição pode ser facilmente relaxada, modificando-se as restrições sobre o vetor de intensidade z . Färe, Grosskopf e Lovel (1994) ampliaram esta técnica para incluir a existência de retornos decrescentes. Para tal, estes autores adicionaram ao problema (3) a restrição a seguir:

$$\sum_{j=1}^K z_{kj} \leq 1 \quad j = 1, \dots, K; \quad k = 1, \dots, K \quad (4)$$

Aqui, a soma das variáveis de intensidade não pode exceder a unidade, o que implica que as diferentes atividades não podem ser expandidas infinitamente. Em presença de retornos variáveis de escala, o modelo proposto por Banker, Charnes e Cooper (1984) considera que as atividades não podem ser expandidas sem limite, nem contratadas na origem. Têm-se, assim, retornos crescentes para os baixos níveis de produção e retornos decrescentes para os níveis mais elevados. Neste modelo, denominado DEA-BCC, os índices de eficiência são obtidos mediante a imposição de igualdade na restrição (4).

2.2 O procedimento *jackstrap*

Como mencionado anteriormente, uma das principais desvantagens da abordagem de DEA é que os escores de eficiência gerados por esta técnica são muito sensíveis à presença de observações extremamente eficientes (*outliers*), que, na realidade, podem resultar tanto da adoção de boas práticas como de erros de mensuração. Em ambos os casos, a fronteira de eficiência se desloca para cima, o que gera níveis mais baixos de eficiência para as DMUs restantes; a distribuição de frequência de eficiência torna-se muito assimétrica, e a escala de eficiência global, não linear.

Vários autores examinaram este efeito. Wilson (1993, 1995) introduziu métodos descritivos para detectar as observações influentes nos cálculos de eficiência não paramétrica. Seaver e Triantis (1992) propuseram o *fuzzy clustering* – estratégia e procedimentos para a separação dos valores

discrepantes e dos pontos de alavancagem. Esta estratégia combina a DEA tradicional com conceitos desenvolvidos em programação paramétrica difusa. No modelo de supereficiência (Andersen e Petersen, 1993), a unidade eficiente pode receber uma pontuação maior que 1, à exceção da coluna unitária no programa linear. Embora este método tenha sido concebido para classificar unidades eficientes, seu uso foi estendido para incluir a detecção de observações discrepantes.

Desenvolvimentos mais recentes desta questão incluem as fronteiras de ordem- m (Cazals, Florens e Simar, 2002) e a fronteira robusta de eficiência (Cherchye, Kuosmanen e Post, 2000). A abordagem da ordem- m , baseada no conceito de função de insumo mínima esperada (ou função de *output* máxima), produz fronteiras de vários graus de robustez. Ela foi aplicada para o estimador *free disposal hull* (FDH) e compartilha suas propriedades estatísticas. As medidas de eficiência robusta – *robust efficiency measurement* (REM) – decompõem-se do método de DEA original definido em diferentes conjuntos de dados, e sua eficiência é medida em relação a estes conjuntos. Tanto a fronteira de ordem- m como a medida REM permitem inferência estatística, mesmo mantendo sua natureza não paramétrica.

No entanto, as abordagens propostas ainda são fortemente dependentes de inspeção manual de dados, dificultando o seu uso em grandes bases de dados, como neste trabalho. Uma forma mais apropriada para lidar com observações discrepantes é o método *jackstrap*, proposto por Sampaio de Sousa e Stosic (2005), que combina os esquemas de reamostragem *bootstrap* e *jackknife* para a detecção automática de *outliers*. Esta abordagem baseia-se no conceito de alavancagem, ou seja, observa-se o impacto da remoção da k -ésima DMU sobre os escores de eficiência das $K-1$ DMUs restantes. A medida de alavancagem é calculada para cada DMU e posteriormente usada para detectar erros ou observações discrepantes na base de dados. Estes *outliers* podem ser eliminados de uma forma automatizada, ou apenas detectados para que se possa monitorá-los e controlá-los de maneira a eliminar ou mitigar sua influência. A ideia subjacente é que existe uma expectativa de que os valores atípicos exibam alavancagem muito acima da média e, portanto, quando feita a reamostragem, devem ser selecionados com menor probabilidade que as demais DMUs.

Formalmente, a alavancagem de uma dada DMU define-se como o desvio-padrão das medidas de eficiência pós-remoção com seus valores

pré-remoção. Para calcular estes desvios, pode-se utilizar a reamostragem *jackknife*. Inicialmente, aplica-se o método de DEA ao conjunto de dados originais para obter os indicadores de eficiência $\{\theta_k \mid k = 1, \dots, K\}$ para cada DMU. Então, uma a uma, cada DMU é removida do conjunto de dados e, na sequência, recalcula-se um novo indicador de eficiência $\{\theta_{kj}^* \mid k = 1, \dots, K; k \neq j\}$, onde o índice $j = 1, \dots, K$ representa o índice da DMU removida. Portanto, a alavancagem da j -ésima DMU pode ser definida como:

$$\ell_j = \sqrt{\frac{\sum_{k=1; k \neq j}^K (\theta_{kj}^* - \theta_k)^2}{K - 1}} \quad (5)$$

Embora bastante simples, esta abordagem é computacionalmente intensiva e pode revelar-se inviável para grandes conjuntos de dados. Mais precisamente, removendo-se cada uma das K DMUs do conjunto de dados e, em seguida, executando-se os cálculos de $(K - 1)$, a DEA requer a solução de $K(K - 1)$ problemas de programação linear. Estes cálculos podem tornar-se proibitivos para um número elevado de K .

Sampaio de Sousa e Stosic (2005) propuseram um processo estocástico mais eficiente, que combina a reamostragem *bootstrap* com o esquema *jackknife*, já definido. O modelo obedece aos passos a seguir.

- 1) Aleatoriamente, seleciona-se um subconjunto de L DMUs (normalmente 10% de K) e executa-se o procedimento *jackknife* para obterem-se as alavancagens $\tilde{\ell}_{k1}$ do subconjunto, onde o índice k assume o valor L e é selecionado aleatoriamente no conjunto $(1, \dots, K)$.
- 2) Repete-se o passo anterior B vezes, acumulando-se as informações $\tilde{\ell}_{k1}$ para todas as DMUs selecionadas aleatoriamente (para B suficientemente grande, cada DMU deverá ser selecionada aproximadamente $n_k \approx BL / K$ vezes).
- 3) Calcula-se a alavancagem média para cada DMU como:

$$\tilde{\ell}_k = \frac{\sum_{b=1}^{n_k} \tilde{\ell}_{kb}}{n_k} \quad (6)$$

Sendo a alavancagem média global:

$$\tilde{\ell} = \frac{\sum_{k=1}^K \tilde{\ell}_k}{K} \quad (7)$$

Isso conclui a primeira fase da abordagem proposta. Na segunda fase, propõe-se usar as medidas de alavancagem simplesmente para detectar e eliminar, caso seja de interesse, os *outliers* do conjunto de dados. Pode-se, ainda, implementar o método *bootstrap* para produzir intervalos de confiança ou informações de vieses, usando-se as alavancagens para reduzir a probabilidade de selecionar *outliers* em um processo de reamostragem estocástica.

O ponto a considerar é como as informações sobre alavancagens podem ser usadas para identificar possíveis discrepâncias ou erros de mensuração. Mais precisamente, após ordenar as DMUs de acordo com seus valores de alavancagem, tais que $\tilde{\ell}_i \geq \tilde{\ell}_j$, onde $i < j$, deve-se escolher o valor limiar, $\tilde{\ell}_o$, a ser usado para alertar sobre DMUs potencialmente influentes. Pode-se, por exemplo, usar para o limite um múltiplo da alavancagem média global $\tilde{\ell}_o = c\tilde{\ell}$ (uma regra de bolso, com configuração de $c = 2$ ou 3), ou considerar o tamanho da amostra K como, por exemplo, $\tilde{\ell}_o = \tilde{\ell} \log K$.

Neste artigo, utiliza-se uma variante desta regra, a função de Heaviside, dada por:

$$P(\tilde{\ell}_k) = \begin{cases} 1, & \tilde{\ell}_k < \tilde{\ell} \log K \\ 0, & \tilde{\ell}_k \geq \tilde{\ell} \log K \end{cases} \quad (8)$$

O nível do limite foi escolhido considerando-se o tamanho da amostra. Por exemplo, para $K = 1.000$, uma DMU com valor superior a três vezes a alavancagem média global será rejeitada. É óbvio que, como qualquer ponto de corte, esta é uma medida arbitrária, mas que provou ser, nesta experiência, uma regra bastante robusta.⁴

4. Sobre as regras de corte, ver Sampaio de Sousa e Stosic (2005).

3 BASE DE DADOS

3.1 Definições de insumos e produtos

Na mensuração dos serviços bancários, a escolha das variáveis é controversa, porque não há nenhuma teoria abrangente da indústria bancária, tampouco definição explícita sobre o que são insumos e produtos nos bancos. Por esta razão, várias abordagens concorrem para especificar os produtos e os insumos no setor bancário (Berger e Humphrey, 1992; Colwell e Davis, 1992). Entre elas, destacam-se as seguintes: *i*) abordagem da intermediação financeira (AIF); *ii*) abordagem da produção (AP); e *iii*) abordagem do valor agregado (AVA). Cada um destes métodos apresenta vantagens e desvantagens.

A AIF considera que os insumos incluem as despesas com os fatores de produção e os custos operacionais. Como nesta abordagem a ênfase se dá na intermediação financeira, as despesas com juros também são consideradas insumos. Os produtos são dados pelo valor dos ativos (empréstimos e investimentos) e os depósitos podem ser considerados insumos ou produtos. A sua grande vantagem advém da facilidade de obtenção dos dados, encontrados diretamente nas demonstrações financeiras dos bancos. O inconveniente principal da AIF decorre de que este método funda-se no conceito de estoque, enquanto os produtos utilizam o conceito de fluxo; empréstimos e financiamentos dependem não somente do montante avaliado em um determinado momento, mas também, por exemplo, dos refinanciamentos e das amortizações.

Na AP, que vê os bancos como produtores de vários tipos de empréstimos e depósitos, somente os recursos físicos – trabalho, capital e materiais – são tratados como insumos, excluindo-se, pois, as despesas com juros. Na escolha dos produtos, a AP evita definir os produtos em valores monetários utilizando, por exemplo, o número de contas ou o número de transações por categoria de produtos. Comparada com a AIF, a AP tem como vantagem a remoção do viés inflacionário, já que as variáveis são definidas em termos reais. Além disso, por ser expressa em fluxo, a AP resolve um dos principais inconvenientes da AIF. Uma importante limitação da AP é dar tratamento similar a contas de diferentes magnitudes. Ademais, ela atribui o mesmo tipo de custo para diferentes tipos de conta. Ora, depósitos à vista e a prazo podem ter custos de manutenção distintos, sendo razoável supor que estes custos são menores para depósitos a prazo (Kolari e Zardkoohi, 1987).

A AVA considera que a distinção entre insumos e produtos depende de sua participação no valor agregado. Uma atividade que gera um grande valor agregado é considerada como produto; caso contrário, a atividade deve ser um insumo ou um produto de menor importância (Berger e Humphrey, 1992). Esta abordagem, além de levar em conta a possibilidade de os depósitos serem incluídos como insumos ou produtos, permite uma estimação mais precisa das mudanças na tecnologia e na eficiência do setor bancário. O problema com a AVA é que o cálculo do valor agregado exige informações contábeis nem sempre disponíveis.

Neste trabalho, a definição de insumos e produtos leva em consideração que as agências atuam como produtoras de serviços bancários e como intermediárias financeiras. Além disso, escolheram-se as variáveis relativas ao desempenho financeiro das agências, de acordo com a regra da categoria de Yeh (Yeh, 1996). Esta regra combina a AIF com a AVA. Uma categoria que gera receitas é um produto; os insumos são as que geram despesa. Além disso, como se está lidando com uma abordagem em dois estágios, restringe-se o número de variáveis para reduzir a dimensionalidade do problema no primeiro estágio e elevar a precisão das estimativas no segundo estágio (Simar e Wilson, 2007; Souza e Staub, 2006).

3.2 Dados

Uma amostra de 3.663 agências do BB foi usada para computar os escores de DEA e *jackstrap*-DEA para 2004. O BB oferece uma gama altamente diversificada de serviços, bem como serviços personalizados para cada segmento de clientes. Estes segmentos são os seguintes: clientes individuais (pessoa física), com 3.552 agências; corporativo e empresarial (pessoa jurídica), com 73 agências; e governo, com 38 agências. O segmento internacional, composto por várias sucursais e escritórios em muitos países, não foi considerado neste estudo.

As informações requeridas sobre insumos e produtos foram retiradas do orçamento realizado de 2004 do BB. Uma vez que quase todas as agências têm clientes de todos os tipos, normalizaram-se os dados entre 0 e 1 para preservar a privacidade de todas as agências. Uma lista de insumos e produtos é dada no quadro 1, com suas respectivas fontes e definições.

QUADRO 1

Insumos e produtos: 3.663 agências (2004)¹

Variáveis	Definição (valores entre 0 e 1) ²
Insumos	
Despesas administrativas	Despesas administrativas.
Homem/hora	Trabalho utilizado por hora/semana.
Produtos	
Empréstimos	Valor médio dos empréstimos, ponderado pela qualidade do crédito.
Depósitos	Valor médio dos depósitos: depósitos à vista; poupança; recibo de depósito bancário (RDB); e certificado de depósito bancário (CDB).
Receita de fundos de investimentos	Valor médio coletado pelas agências em fundos de investimentos: renda fixa e variável.
Receita de serviços	Receitas de taxas e tarifas.
Número de contas ²	Quantidade de contas.

Elaboração dos autores.

Notas: ¹ A regra da categoria de Yeh (1996) foi usada para definir insumos e produtos.

² O maior valor das variáveis entre as 3.663 agências é 1.

4 RESULTADOS

4.1 O procedimento *jackstrap* e a detecção dos *outliers*

As alavancagens para 3.663 agências do BB foram calculadas mediante o uso da variante DEA-CRS, em dois casos: no primeiro, o número de contas foi incluído como produto; no segundo caso, exclui-se esta variável e, portanto, consideram-se apenas quatro produtos em vez de cinco. Devido ao tamanho da base e à baixa alavancagem da maioria das agências, serão mostrados apenas os resultados para as agências com altos valores deste indicador (tabela 1). A quinta coluna lista os valores obtidos para esta variável, enquanto as colunas “número de *hits*” e “total de *hits*” correspondem, respectivamente, ao número de vezes em que a remoção de determinada agência produziu alavancagens não nulas e o número total de vezes que a DMU identificada foi escolhida pelo procedimento *jackstrap*. Enquanto todas as agências têm, aproximadamente, a mesma chance de serem escolhidas para o teste de força de alavancagem – os valores na quarta coluna são semelhantes para todas as agências –, os que apresentam elevado número de *hits* também têm alta alavancagem e representam potenciais *outliers*. Por fim, a coluna “*alav-a*” mostra a alavancagem ajustada ($alav-a = alav * (a-hits/tot-hits)$), que constitui a informação relevante sobre a influência das observações. Se uma dada

observação é selecionada aproximadamente cem vezes, porém somente em uma delas influenciou os escores das demais, então, o poder desta observação é muito pequeno, mesmo que ela apresente uma alavancagem elevada.

TABELA 1

Escore de eficiência e alavancagem para as agências mais eficientes, ordenadas pelas alavancagens ponderadas: agências varejistas do BB (2004)

Agências	Modelo 1 – CRS – cinco produtos					Modelo 2 – CRS – quatro produtos				
	Eficiência	Número	Total	<i>Alav-a</i>	Classifi-	Eficiência	Número	Total	<i>Alav-a</i>	Classifi-
	de hits	de hits	de hits		cação	de hits	de hits	de hits		cação
S. Público Brasília	1,0000	80	94	0,1666	1 ^a	0,2862	53	94	0,0125	35 ^a
Vera Cruz	1,0000	86	106	0,1652	2 ^a	0,2630	15	106	0,0026	60 ^a
Santa Cruz do Sul	0,7257	86	112	0,0809	3 ^a	0,2333	10	112	0,0021	64 ^a
Empresarial Campinas	0,6785	84	110	0,0582	4 ^a	0,1874	0	110	0,0000	148 ^a
Governo Brasília	1,0000	93	103	0,0512	5 ^a	1,0000	93	103	0,0818	1 ^a
Mares	1,0000	83	89	0,0460	6 ^a	0,1635	83	89	0,0000	130 ^a
Corporate RJ	1,0000	95	104	0,0445	7 ^a	1,0000	95	104	0,0749	2 ^a
Corporate AVol.Plta.	1,0000	95	111	0,0350	8 ^a	1,0000	92	111	0,0614	4 ^a
Corporate DF	0,8480	53	92	0,0339	9 ^a	0,7753	0	92	0,0556	5 ^a
Sinimbu	0,5981	94	98	0,0314	10 ^a	0,1439	1	98	0,0000	211 ^a
Governo São Paulo	1,0000	68	104	0,0293	11 ^a	1,0000	0	104	0,0662	3 ^a
Itaim Bibi	1,0000	90	99	0,0278	12 ^a	1,0000	90	99	0,0272	15 ^a
Vicente Machado	0,6110	98	114	0,0275	13 ^a	0,0827	97	114	0,0000	1.392 ^a
Corporate Petróleo	0,9379	57	80	0,0271	14 ^a	0,9162	0	80	0,0338	11 ^a
Corporate RS	1,0000	89	96	0,0247	15 ^a	1,0000	89	96	0,0399	7 ^a
Governo Rio de Janeiro	0,6555	110	126	0,0235	16 ^a	0,6359	109	126	0,0386	9 ^a
Corporate MG	1,0000	56	84	0,0231	17 ^a	1,0000	0	84	0,0389	8 ^a
Pontal	0,5718	65	86	0,0230	18 ^a	0,1022	65	86	0,0000	534 ^a
Shopping Litoral Norte	0,6290	89	99	0,0205	19 ^a	0,1099	83	99	0,0000	420 ^a
Corporate São João	0,8619	85	116	0,0204	20 ^a	0,8568	89	116	0,0405	6 ^a
Corporate ABC	0,9954	59	105	0,0192	21 ^a	0,9954	0	105	0,0283	14 ^a
Corporate BA	0,5492	48	73	0,0188	22 ^a	0,5393	48	73	0,0345	10 ^a
P. Judic. São Paulo	0,9740	73	96	0,0184	23 ^a	0,9740	77	96	0,0189	23 ^a
Caaporã	0,5842	52	100	0,0180	24 ^a	0,0801	0	100	0,0000	1.588 ^a
P. Judic. Brasília	1,0000	60	101	0,0167	25 ^a	1,0000	0	101	0,0182	24 ^a
Venâncio Aires	0,5853	91	101	0,0164	26 ^a	0,1401	83	101	0,0000	224 ^a
Eusébio	0,5900	30	88	0,0156	27 ^a	0,0957	0	88	0,0000	711 ^a
S. Público São Luís	0,6710	80	105	0,0154	28 ^a	0,6190	84	105	0,0326	12 ^a
Corporate São José dos										
Campos	0,6046	52	89	0,0141	29 ^a	0,6018	51	89	0,0256	17 ^a
Governo Curitiba	0,5522	63	115	0,0139	30 ^a	0,5477	0	115	0,0196	21 ^a

Elaboração dos autores.

Em primeiro lugar, nota-se que a maioria das alavancagens mais elevadas são as das agências dos segmentos corporativo e governamental. Entre as trinta filiais com alta alavancagem, dezenove eram deste tipo de agência. Estas unidades, que representam menos de 4% do número total de agências, operam exclusivamente com clientes do governo e de grandes empresas. Além disso, elas têm, frequentemente, consumidores cativos, oferecem serviços diferenciados e muito específicos, sujeitos a regras gerenciais exclusivas. A análise comparativa destas agências atípicas com outras unidades certamente conduz a graves distorções.

Em segundo lugar, quando se comparam os modelos 1 e 2, a influência da variável número de contas (clientes) na determinação da fronteira é observada, particularmente, para as agências Vicente Machado, no Paraná, Eusébio, no Ceará, e Caaporá, na Paraíba. Nestas agências, há uma reversão completa de classificação quando se passa do modelo 1 para o modelo 2. Não só elas experimentam uma redução significativa de seus escores de eficiência, mas também duas delas perdem influência e domínio entre seus pares.

Um exemplo ilustrativo é a agência Empresarial Campinas, que apresenta grande redução de escore e pouca influência. A pontuação máxima desta filial no modelo 1, em vez de refletir uma utilização eficiente dos recursos, explica-se pelo grande número de clientes. Esta agência provavelmente se beneficiaria de um desmembramento. Isto pode ser visto pela forte redução de sua pontuação, que passa de 0,6785 no modelo 1 para 0,1874 no modelo 2, o que indica um dimensionamento inadequado – dado o seu número de clientes e a sua combinação de insumos e produtos. Ao atribuir um peso desproporcional ao número de contas, o modelo 1 distorce as medidas de eficiência e mascara outros indicadores de produto que informam sobre pontos essenciais, tais como eficiência e rentabilidade financeira.

Além disso, outras agências supereficientes, como Vera Cruz, Santa Cruz do Sul, Mares e Venâncio Aires, todas no Rio Grande do Sul, têm uma grande quantidade de empréstimos, principalmente para o setor do agronegócio, mas também para os setores industriais e de serviços, e, por esta razão, operam como agências corporativas. Quanto à variável depósito, o elevado desempenho da filial do Itaim Bibi deve-se à concentração dos depósitos judiciais da cidade de São Paulo nesta agência.

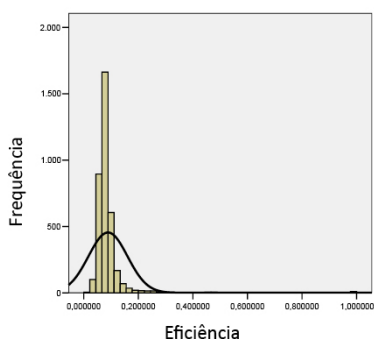
Por fim, entre as agências supereficientes, encontraram-se unidades localizadas em pequenas cidades. Sendo frequentemente o único banco do município, estas agências têm um número relativamente elevado de clientes, mesmo trabalhando com insumos reduzidos. Além disso, elas cobram altas tarifas por seus serviços, visto que o BB possui uma política de redução tarifária ligada ao tamanho das contas bancárias e do uso de serviços diversificados pelos clientes. Tal política obviamente exclui os clientes das filiais localizadas em pequenas cidades. A agência da cidade de Sinimbu é um exemplo típico desta situação.

4.2 As medidas de DEA

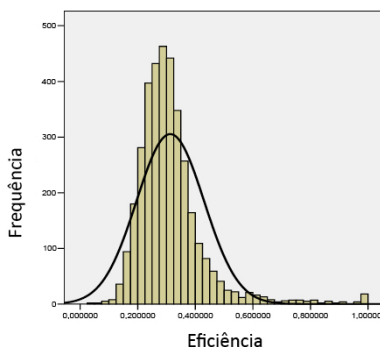
A figura 1 mostra os histogramas de índices de eficiência obtidos por meio da variante DEA-CRS aplicada ao conjunto de dados originais das 3.663 filiais do BB, antes e depois da retirada das 123 agências de maior alavancagem. Vê-se que a remoção das DMUs com maiores alavancagens gera um impacto dramático sobre os escores de eficiência computados, cuja distribuição era, originalmente, altamente assimétrica e deslocada para a região da baixa eficiência, como esperado em presença de *outliers*. Vale salientar que o número de DMUs removidas representa menos de 4% da amostra original.

FIGURA 1
Histogramas das eficiências de DEA-CRS

1A – Base de dados original para as 3.663 agências



1B – Base de dados após a remoção das 123 DMUs com as maiores alavancagens



Elaboração dos autores.

Imagem reproduzida em baixa resolução em virtude das condições técnicas dos originais disponibilizados pelos autores para publicação (nota do Editorial).

As metodologias apresentadas na seção 2 foram usadas para medir a eficiência técnica das filiais do BB. As tabelas de 2 a 4 sumarizam os resultados obtidos. Seguindo-se o propósito do artigo, calcularam-se dois conjuntos diferentes de índices de eficiência: *i*) índices de DEA, que consideram todas as agências da amostra; e *ii*) escores da função de Heaviside, que excluem os 123 *outliers*. Para facilitar a análise dos resultados, os escores de eficiência foram agrupados em diferentes classes de clientes, de renda e de concorrência.

TABELA 2

Escores de eficiência obtidos via DEA-CRS e Heaviside por classe de número de clientes: estatísticas descritivas (2004)

Classes de número de clientes	Número de agências		Eficiência		Desvio-padrão		Assimetria		Mínimo	
	DEA- -CRS	Heaviside	DEA- -CRS	Heaviside	DEA- -CRS	Heaviside	DEA- -CRS	Heaviside	DEA- -CRS	Heaviside
Modelo 1 – cinco produtos										
0 a 3.000	957	934	0,3375	0,6267	0,1017	0,1470	2,0858	-0,0053	0,0435	0,1013
3.001 a 5.000	951	932	0,3826	0,7181	0,0746	0,1172	1,8126	0,2708	0,1741	0,3354
5.001 a 7.000	566	553	0,3991	0,7541	0,0684	0,0997	2,6845	0,2515	0,2242	0,3703
7.001 a 10.000	488	462	0,4053	0,7663	0,0749	0,1091	2,2259	0,2109	0,2248	0,4544
10.001 a 15.000	339	319	0,4065	0,7750	0,0745	0,0984	3,0436	0,3785	0,3025	0,5682
15.001 a 20.000	150	140	0,4211	0,8066	0,0714	0,0958	2,4486	0,3529	0,3023	0,6127
Mais de 20.000	100	33	0,4552	0,8660	0,0688	0,0943	0,8248	-0,1564	0,3596	0,6733
Modelo 2 – quatro produtos										
0 a 3.000	957	934	0,1932	0,4647	0,1261	0,1483	3,8973	0,9854	0,0210	0,0594
3.001 a 5.000	951	936	0,2155	0,5416	0,0872	0,1364	2,8284	0,8990	0,0903	0,2058
5.001 a 7.000	566	553	0,2371	0,5855	0,0817	0,1225	3,0700	0,6684	0,1149	0,3059
7.001 a 10.000	488	473	0,2557	0,6202	0,0831	0,1259	3,2241	0,7437	0,1349	0,3804
10.001 a 15.000	339	324	0,2684	0,6534	0,0788	0,1209	4,0115	0,6393	0,1380	0,3432
15.001 a 20.000	150	145	0,2784	0,6747	0,0827	0,1147	4,4176	0,7817	0,1807	0,4335
Mais de 20.000	100	96	0,2760	0,7123	0,0453	0,1180	0,8029	0,4070	0,1875	0,4652

Elaboração dos autores.

Em primeiro lugar, observe-se que a presença de *outliers* não só afeta o número de agências eficientes, mas também influencia substancialmente a magnitude dos escores calculados, principalmente quando se usa a técnica CRS. Com efeito, entre a pontuação não corrigida e seu equivalente usando a função de Heaviside, a média das estimativas de eficiência quase duplica. Este resultado é acentuado para o modelo com quatro produtos, no qual

a pontuação média é praticamente multiplicada por três. As assimetrias positivas para as variantes DEA, indicando que os escores de eficiência são enviesados para baixo, explicam-se pela existência de *outliers*. Cálculos da função de Heaviside parcialmente corrigidos deste viés tornam a distribuição dos escores de eficiência mais próxima da distribuição normal.

Note-se que os escores de eficiência aumentam com o tamanho da agência, medido pelo número de clientes, em ambos os modelos. O tamanho limitado do mercado nas pequenas agências impede-as de explorar as economias de escala predominantes no setor bancário. Portanto, um reagrupamento de agências neste grupo poderia aumentar a disponibilidade dos serviços bancários sem um correspondente aumento dos custos. Além disso, as filiais, quando se localizam em cidades pequenas, cumprem também uma função social: são, frequentemente, o único canal por meio do qual o município é integrado à rede financeira nacional e às políticas sociais. Isto porque o BB, normalmente, é a instituição utilizada na distribuição dos benefícios dos programas sociais governamentais; esta função, que atende mais ao princípio de equidade que ao objetivo de desempenho financeiro, explica em parte os índices de baixa eficiência de tais unidades. Esta também é uma das razões pelas quais a inclusão do número de clientes na definição da magnitude da eficiência das filiais distorce os indicadores de eficiência das agências do BB.

A tabela 3 mostra os escores de eficiência classificados por classes de renda do cliente, que representa outra *proxy* para o tamanho do mercado em que operam as agências. Claramente, os escores crescem com o aumento da renda dos clientes, indicando que clientes mais ricos consomem mais serviços diversificados, para os quais as taxas de lucro são maiores. Por isso, atrair clientes abastados melhora a rentabilidade da agência e contribui para aumentar a sua eficiência.

TABELA 3

Escores de eficiência obtidos via DEA-CRS e Heavside por classe de renda dos clientes: estatísticas descritivas (2004)

Classes de renda dos clientes (R\$)	Número de agências		Eficiência		Desvio-padrão		Assimetria		Mínimo	
	DEA-CRS	Heavside	DEA-CRS	Heavside	DEA-CRS	Heavside	DEA-CRS	Heavside	DEA-CRS	Heavside
Modelo 1 – cinco produtos										
0 a 1.000	2.204	2.161	0,3761	0,7090	0,0749	0,1309	0,5059	-0,2315	0,0435	0,1013
1.000 a 1.500	944	931	0,3771	0,7267	0,0712	0,1342	0,5359	-0,3336	0,0748	0,1241
1.500 a 2.000	247	229	0,4041	0,7550	0,1102	0,1446	1,8322	-0,6333	0,0888	0,1495
2.000 a 3.000	101	74	0,4561	0,7407	0,1823	0,1870	1,0139	-0,5667	0,1441	0,2670
Mais de 3.000	55	33	0,4790	0,7768	0,2021	0,1693	0,9659	-0,4905	0,1762	0,3792
Modelo 2 – quatro produtos										
0 a 1.000	2.204	2.197	0,1913	0,5050	0,0612	0,1229	2,7648	0,4327	0,0363	0,0594
1.000 a 1.500	944	936	0,2591	0,6340	0,0776	0,1381	3,3230	-0,0542	0,0210	0,0820
1.500 a 2.000	247	226	0,3104	0,7076	0,1199	0,1584	2,2336	-0,2928	0,0696	0,1303
2.000 a 3.000	101	71	0,4108	0,7076	0,2065	0,1917	1,3185	-0,3875	0,1052	0,2606
Mais de 3.000	55	31	0,4518	0,7356	0,2080	0,1847	0,9810	-0,2692	0,1056	0,3828

Elaboração dos autores.

Finalmente, a fim de considerar-se o efeito da concorrência na eficiência, agruparam-se as agências por nível de concorrência (tabela 4). Porém, não se encontrou nenhuma relação inequívoca entre eficiência e concorrência, como se poderia esperar. Note-se, entretanto, que os escores de eficiência são menores nos dois extremos da distribuição da eficiência. Na primeira classe, na qual as agências não enfrentam nenhuma concorrência, encontram-se sucursais localizadas em pequenas cidades. Seus baixos escores refletem não só a viabilidade financeira duvidosa, mas também sua função social. No outro extremo, agências que enfrentam forte concorrência – tais como aquelas localizadas em grandes cidades, como São Paulo – mostram redução da eficiência e rentabilidade, provavelmente devido à competição predatória.

TABELA 4

Escores de eficiência obtidos via DEA-CRS e Heavyside por classe de concorrentes: estatísticas descritivas (2004)

Concorrentes	Número de agências		Escore de eficiência		Desvio-padrão		Assimetria		Mínimo	
	DEA-CRS	Heavyside	DEA-CRS	Heavyside	DEA-CRS	Heavyside	DEA-CRS	Heavyside	DEA-CRS	Heavyside
Modelo 1 – cinco produtos										
Nenhum	142	138	0,3679	0,6632	0,0891	0,1531	0,4544	0,1821	0,1654	0,2779
1 a 3	1.524	1.487	0,3788	0,7078	0,0886	0,1305	1,7198	0,0735	0,1433	0,2846
4 a 10	742	728	0,3853	0,7361	0,0653	0,1103	1,5809	0,1345	0,1587	0,2726
11 a 50	318	302	0,3924	0,7390	0,1001	0,1401	1,9895	-0,8334	0,0435	0,1013
51 a 100	240	233	0,3871	0,7419	0,0829	0,1413	0,3998	-0,5730	0,1397	0,2508
101 a 1.000	307	281	0,3879	0,7197	0,1043	0,1515	1,6908	-0,4768	0,1127	0,2002
Mais de 1.000	275	257	0,3770	0,7088	0,0947	0,1706	0,7623	-0,8081	0,0748	0,1241
Modelo 2 – quatro produtos										
Nenhum	142	142	0,1354	0,4019	0,0292	0,0971	0,7128	0,5230	0,0686	0,1849
1 a 3	1.524	1.500	0,1968	0,4986	0,0910	0,1314	3,4773	1,0698	0,0859	0,2119
4 a 10	742	731	0,2508	0,6149	0,0756	0,1214	2,4573	0,6242	0,1126	0,2646
11 a 50	318	311	0,2692	0,6291	0,1188	0,1317	4,0492	-0,4656	0,0363	0,0594
51 a 100	240	236	0,2640	0,6355	0,0955	0,1449	4,0064	0,0302	0,0963	0,2058
101 a 1.000	307	285	0,2798	0,6304	0,1216	0,1566	3,6044	-0,1104	0,0210	0,0820
Mais de 1.000	275	254	0,2498	0,6105	0,0995	0,1779	2,6485	-0,0228	0,0562	0,1047

Elaboração dos autores.

5 DETERMINANTES DOS ESCORES DE EFICIÊNCIA

Para complementar a análise não paramétrica realizada na seção anterior, esta seção estima modelos de regressão com o intuito de identificar os fatores que afetam o desempenho das agências do BB. Desta maneira, procede-se a uma investigação mais detalhada dos fatores exógenos, usando-se métodos de regressão por MQOs e quantílica (Koenker e Basset, 1978). Assim como a regressão linear clássica permite estimar modelos para funções condicionais na média de uma distribuição, os métodos de regressão quantílica oferecem um mecanismo para estimar modelos para a função condicional na mediana e outras funções condicionais em medidas de posição quantílica ou separatrizes. Isto permite investigar os impactos das variáveis condicionadas sobre os escores de eficiência ao longo de sua distribuição. A ideia básica é estimar o τ -ésimo quantil de eficiência condicional sobre as diferentes

variáveis explicativas, supondo-se que este quantil pode ser expresso como um preditor linear destas variáveis. Com efeito, consideram-se os seguintes quantis condicionais: 0,10 (percentil 10 ou 10%); 0,25 (menor quartil); 0,5 (mediana); 0,75 (quartil superior) e 0,90 (percentil 90 ou 90%). Serão apresentados apenas os resultados do modelo 2 – com quatro produtos –, visto que este atende melhor os propósitos do BB.

5.1 Segundo estágio: o modelo econométrico

Considerem-se K municipalidades; $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_k)$ é o vetor de escores de eficiência DEA; X a matriz de dimensão $K \times p$, que contém as características das municipalidades; β é um vetor p dimensional dos parâmetros desconhecidos; e ε_k é um vetor K -dimensional de erros aleatórios. Neste caso, o modelo de regressão é dado pela expressão:

$$\theta_k = f(x_k; \beta) + \varepsilon_k, \quad k = 1, \dots, K \quad (9)$$

onde x_k é o vetor de dimensão p das características da k -ésima municipalidade. Na ausência de informações *a priori* sobre a forma funcional de f , supõe-se linearidade.

No segundo estágio, a questão relevante é como estimar a equação (9). Este problema decorre de os insumos e os produtos do primeiro estágio serem correlacionados com as variáveis ambientais usadas no segundo estágio. Além disso, em primeiro lugar, a interdependência entre os escores da DEA violaria a suposição de que as variáveis dependentes não são correlacionadas, exigida pela análise de regressão. Em segundo lugar, como os escores de eficiência situam-se no intervalo unitário padrão, $0 < \theta \leq 1$, muitos autores consideram que estes escores são exemplos de observações censuradas e, neste caso, o método de MQOs produziria estimadores inconsistentes. Por fim, nesta interpretação, o problema da inconsistência aumenta com a proporção de observações censuradas na amostra (Greene, 1981).⁵ Portanto, no segundo estágio, a estimação da equação (9) deveria usar o modelo *tobit*, apropriado para lidar com este tipo de observação. Supondo-se normalidade e homocedasticidade, os parâmetros deste modelo são estimados por máxima verossimilhança – *maximum likelihood* (ML). Porém, na ausência destas hipóteses, o modelo *tobit* produz estimadores inconsistentes.

5. Greene (1981) prova esse resultado supondo condições de regularidade.

No âmbito desse debate, vários autores reexaminaram os diferentes procedimentos para estimar a equação (9). Banker e Natarajan (2008) derivaram as condições de acordo com as quais o uso do logaritmo dos escores de eficiência gera estimativas de MQOs consistentes e não enviesadas dos parâmetros da equação (9). Hof (2007) comparou diferentes métodos – entre eles, o modelo *tobit* e o modelo de regressão clássica – e mostrou que, na maioria dos casos, o modelo de MQOs pode substituir o modelo *tobit* no segundo estágio, mesmo quando se interpretam os escores de eficiência como observações censuradas. Estes estudos contribuíram para reabilitar o uso do modelo de MQOs na análise econométrica dos modelos de dois estágios. Por esta razão, neste trabalho, usa-se este método para estimar a equação (9).

A tabela 5 e a figura 2 apresentam os resultados econométricos para o modelo 2, sem quantidade de clientes como produto; a figura 2 apresenta um resumo visual dos resultados da regressão quantílica. Cada gráfico retrata um dos coeficientes no modelo de regressão citado. A linha sólida com pontos preenchidos identifica as estimações em cinco pontos do coeficiente de τ variando de 0,10 a 0,90. A zona sombreada retrata um limite de 90% de confiança para os coeficientes. Sobreposta às grades dos pequenos gráficos existe uma linha tracejada que representa a estimativa de efeito médio do parâmetro dos MQOs. As figuras A.1 e A.2, no apêndice, mostram o efeito das variáveis explicativas sobre os escores de eficiência.

Em primeiro lugar, investiga-se o impacto dos níveis de renda dos clientes sobre a eficiência das agências bancárias. Confirmando a expectativa dos autores, a renda *per capita* do município influencia positivamente os escores de eficiência. Esta influência aumenta nas agências mais eficientes, sinalizando um ciclo virtuoso: para estas agências, localizar-se em comunidades mais ricas contribui para melhorar ainda mais o seu desempenho. Isto confirma uma conhecida estratégia usada pelo setor bancário, segundo a qual os bancos tendem a abrir ou comprar filiais nos municípios de renda alta, mesmo quando nestes municípios já existem outras instituições financeiras em operação.

TABELA 5
Determinantes da eficiência das agências do BB: modelo 2 (2004)

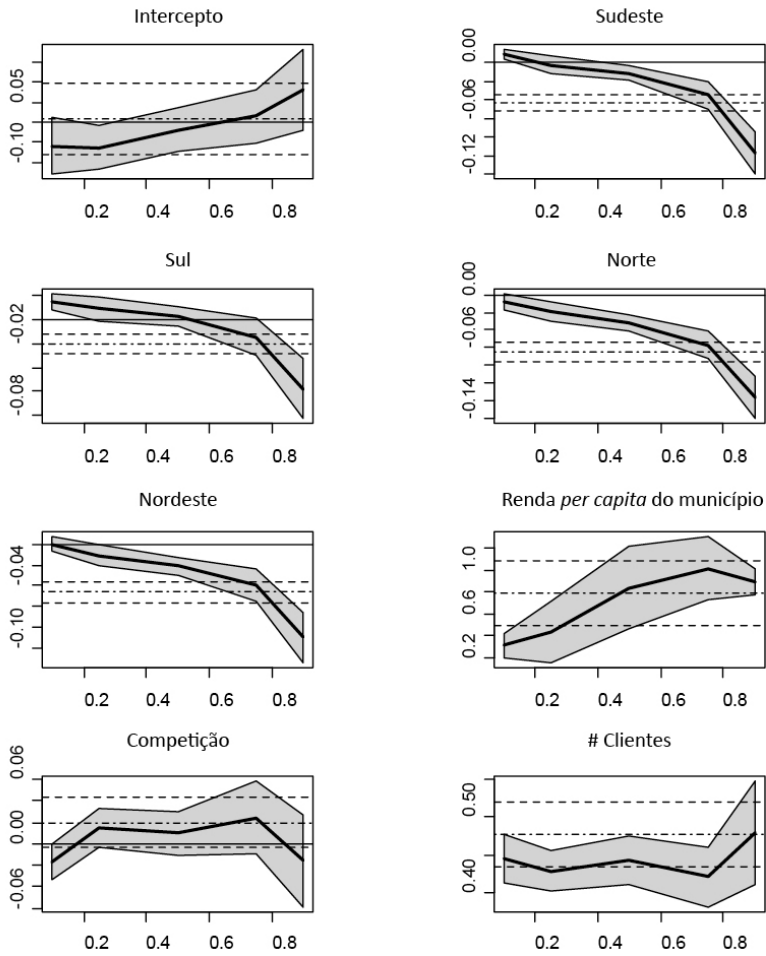
Variáveis explicativas	Variáveis dependentes: escores de eficiência					MQOs
	$\tau = 0,10$	$\tau = 0,25$	$\tau = 0,50$	$\tau = 0,75$	$\tau = 0,90$	
Intercepto	-0,0595 (0,0430)	-0,0627* (0,0327)	-0,0183 (0,0334)	0,0145 (0,0404)	0,0803 (0,0615)	0,008 (0,053)
Sudeste	0,0085* (0,0033)	-0,0030 (0,0059)	-0,0117* (0,0049)	-0,0353* (0,0093)	-0,0967* (0,0141)	-0,043* (0,005)
Sul	0,0151* (0,0043)	0,0090 (0,0061)	0,0025 (0,0051)	-0,0143 (0,0096)	-0,0578* (0,0152)	-0,020* (0,005)
Norte	-0,0081 (0,0059)	-0,0184* (0,0067)	-0,0320* (0,0053)	-0,0567* (0,0097)	-0,1158* (0,0148)	-0,065* (0,007)
Nordeste	-0,0002 (0,0040)	-0,0110* (0,0062)	-0,0214* (0,0052)	-0,0392* (0,0096)	-0,0897* (0,0145)	-0,046* (0,006)
Renda <i>per capita</i> do município	0,3095* (0,0667)	0,4355* (0,1703)	0,8361* (0,2300)	1,0169* (0,1707)	0,8917* (0,0713)	0,784* (0,179)
Concorrência	-0,0168* (0,0105)	0,0150 (0,0112)	0,0102 (0,0124)	0,0243 (0,0208)	-0,0157 (0,0260)	0,020* (0,014)
Número de clientes	0,4452* (0,0198)	0,4295* (0,0159)	0,4435* (0,0188)	0,4214* (0,0236)	0,4796* (0,0412)	0,478* (0,026)
Renda dos clientes	0,3399* (0,0533)	0,4768* (0,0311)	0,7058* (0,0434)	1,1236* (0,0690)	1,4977* (0,0957)	0,836* (0,028)
Ambiente de trabalho	0,0385* (0,0095)	0,0455* (0,0082)	0,0389* (0,0073)	0,0242* (0,0079)	0,0262* (0,0115)	0,048* (0,014)
Satisfação do cliente	0,1359* (0,0510)	0,1563* (0,0383)	0,1253* (0,0392)	0,1253* (0,0470)	0,1093 (0,0707)	0,113* (0,062)
Analfabetismo	-0,0412* (0,0143)	-0,0482* (0,0188)	-0,0335* (0,0126)	-0,0551* (0,0150)	-0,0784* (0,0292)	-0,090* (0,039)
Educação superior	0,0724* (0,0153)	0,0592* (0,0058)	0,0256* (0,0119)	-0,0206 (0,0158)	-0,0277 (0,0248)	-0,005 (0,015)
Grupo 1 (CL1)	0,0040* (0,0024)	0,0048* (0,0019)	0,0028 (0,0017)	0,0013 (0,0021)	-0,0044 (0,0034)	0,006 (0,004)
Grupo 3 (CL3)	-0,0122* (0,0057)	-0,0372* (0,0108)	-0,0427* (0,0110)	-0,0619* (0,0211)	-0,0358 (0,0281)	-0,058* (0,012)
Grupo 4 (CL4)	0,0262 (0,0221)	-0,0374* (0,0226)	-0,0324 (0,0253)	-0,0575 (0,0421)	0,0184 (0,0535)	-0,045* (0,028)

Elaboração dos autores.

Obs.: o asterisco (*) indica significância a 10%.

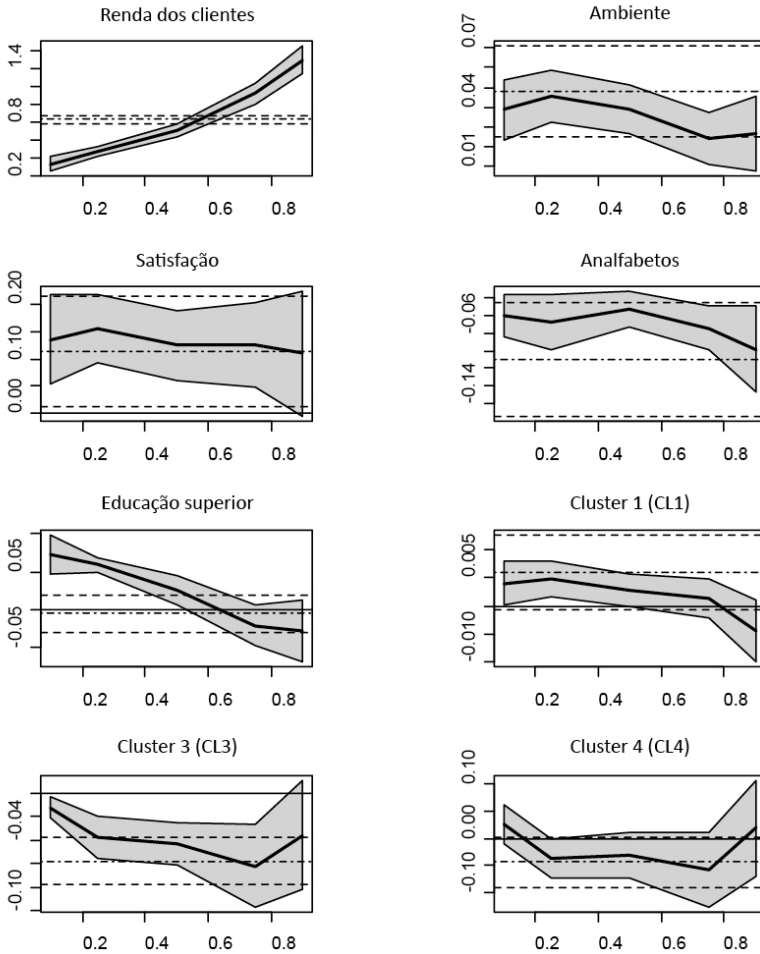
FIGURA 2

Regressão quantílica: coeficientes para os escores de eficiência



(Continua)

(Continuação)



Elaboração dos autores.

Imagem reproduzida em baixa resolução em virtude das condições técnicas dos originais disponibilizados pelos autores para publicação (nota de Editorial).

O impacto da concorrência sobre a eficiência tem sido reconhecido por muitos estudos para avaliar o desempenho e o potencial da atividade bancária (Athanassopoulos, 1998). Por esta razão, usa-se a variável concorrência, que mede o número de agências de bancos concorrentes na área servida pelas agências do BB. Os resultados obtidos corroboram as percepções obtidas na seção 4. Exceto para as unidades mais ineficientes, esta variável não é significativa. Endossando os resultados não paramétricos, para o quantil

menor, a concorrência reduz a eficiência. Como anteriormente mencionado, este resultado é provavelmente influenciado pelo fato de que muitas filiais de baixa eficiência não enfrentam nenhuma concorrência. Seus baixos escores refletem não só a sua viabilidade financeira duvidosa, mas também a função social que cumprem, tornando a eficiência, bem como a rentabilidade, não necessariamente sua preocupação maior. Para todos os outros quantis, a concorrência não tem nenhum impacto significativo na eficiência da filial.

Para avaliar o potencial bancário com o qual as filiais se confrontam, a gestão do BB classifica as agências em quatro grupos. Este agrupamento é baseado em variáveis de mercado.⁶ O primeiro grupo (*CL1*) tem 566 pequenas agências, localizadas em pequenas cidades; o segundo (*CL2*) é formado por 2.724 agências, situadas nas capitais de estado e nas grandes cidades, exceto Brasília, Rio de Janeiro e São Paulo; o terceiro agrupamento (*CL3*) inclui 199 filiais nas cidades do Rio de Janeiro e de Brasília; e, finalmente, o quarto grupo (*CL4*) inclui 171 filiais do estado de São Paulo.

Tentou-se avaliar o impacto desses grupos na eficiência. Novamente, os resultados do método de MQOs são enganosos. Exceto para a variável *CL3*, em que os resultados mostram que as agências deste grupo são inequivocamente menos eficientes quando comparadas com as do *CL2* (categoria omitida), não há nenhuma indicação de que os escores de eficiência difiram significativamente entre os agrupamentos.

Avaliando-se a posição regional, as agências situadas fora da região Centro-Oeste são menos eficientes. Isto ocorre principalmente nas unidades localizadas nas regiões Norte e Nordeste. Estas agências são mais propensas a enfrentar a dicotomia entre eficiência e equidade. A exceção está nas agências mais ineficientes, localizadas nas regiões de maior eficiência, ou seja, Sul e Sudeste, que são mais produtivas que suas equivalentes na região Centro-Oeste.

As economias de escala e escopo ocorrem nas grandes agências, que oferecem produtos e serviços mais diversificados, o que ajuda a promover a eficiência gerencial. Para todos os quantis, a eficiência se eleva com o aumento da quantidade de clientes, embora este efeito seja menor para as unidades mais eficientes ($\tau = 0,90$). Unidades maiores também podem ser mais eficientes porque a redução dos seus custos médios lhes permite competir com sucesso para aumentar suas parcelas de mercado (Isik e

6. Essas variáveis são: número de clientes, empréstimos e depósitos na região.

Hassan, 2003). Os resultados deste artigo sugerem, pois, que as agências devem ser incentivadas a fusionar e a expandir sua gama de produtos, para diluir seus custos.

A análise das características do cliente confirma os resultados anteriores, isto é, a eficiência aumenta com a renda dos clientes das agências e este efeito aumenta com o escore de eficiência. Assim, os resultados sugerem que atrair clientes mais ricos e mais exigentes melhora a rentabilidade da unidade e contribui para aumentar sua eficiência.

A qualidade de serviço é reputada como um fator crucial para elevar a capacidade da agência de reter clientes e, desse modo, aumentar a sua parcela de mercado (Ennew e Binks, 1996). Para se apreciar este aspecto, usaram-se duas medidas diferentes de qualidade: um índice de satisfação do cliente (*CS*) e uma variável que mede o ambiente de trabalho. Previsivelmente, ambas as variáveis têm uma influência positiva e significativa no desempenho das agências. O impacto destas variáveis é menor nos quantis extremos, sugerindo que para filiais muito eficientes ou muito ineficientes o impacto de um bom relacionamento entre os funcionários sobre a produtividade é provavelmente diluído entre fatores mais relevantes. Observe-se também que as agências mais ineficientes tendem a ser menores e localizadas em pequenas cidades. Suas equipes tendem a ser menores, com grupos mais íntimos e fechados, tornando mais difícil avaliar, objetivamente, os relacionamentos profissionais.

Finalmente, para completar a análise do perfil dos clientes das agências, há um resultado interessante: unidades que tendem a ter mais clientes analfabetos são menos eficientes. Estes clientes concentram-se nas agências das pequenas cidades, onde os níveis de educação são baixos. Eles exigem mais atenção dos funcionários, visto que, por si só, são geralmente incapazes de utilizar os serviços básicos oferecidos pelo banco. Da mesma forma, eles também têm problemas para usar dispositivos de telecomunicação como caixas eletrônicos. É sabido que estas máquinas contribuem, em muito, para aumentar a produtividade do trabalho. Portanto, tudo mais constante, quanto maior for a proporção da clientela incapaz de usar estes dispositivos, maior será a ineficiência da agência bancária.

6 CONCLUSÃO

Neste artigo, foram calculados os escores de eficiência para 3.663 agências do BB, por meio de correção dos escores de eficiência pelo método *jackstrap*, que combina técnicas de reamostragem *bootstrap* e *jackknife*, a fim de reduzir-se o impacto de *outliers* e erros de medição sobre os níveis de eficiência. Ademais, como os escores estimados são também afetados por fatores exógenos não considerados nos cálculos da DEA, usaram-se os modelos de MQOs e de regressão quantílica para investigar de que forma estas variáveis ambientais influenciam estes escores.

Os resultados mostram que as pequenas agências tendem a ser menos eficientes que as maiores. As pequenas unidades não podem explorar as economias de escala e de escopo que reduziriam os custos médios e elevariam seu desempenho. Observe-se, porém, que filiais localizadas em pequenas cidades também cumprem uma função social, o que prejudica seus indicadores de eficiência. Estas unidades são, de alguma forma, expostas a um *trade-off* entre eficiência e equidade, o que prejudica o seu desempenho.

Sobre o perfil do cliente, mostrou-se que atrair o tipo mais rico e mais exigente de cliente não só melhora a eficiência da unidade, mas também contribui para continuamente aumentá-la. Por sua vez, unidades com mais clientes analfabetos são menos eficientes. Isto pode ser explicado pela incapacidade deste tipo de cliente de acessar os serviços básicos automatizados oferecidos pelo banco. Ele, portanto, exige tempo extra dos bancários. Finalmente, como esperado, a qualidade dos serviços é um fator relevante dos indicadores de eficiência das agências.

Observe-se que, apesar de a discussão incluir algumas variáveis financeiras, esta análise deve ser complementada pelo exame de indicadores mais específicos sobre o desempenho financeiro das agências. Portanto, a extensão natural da investigação seria incluir estes elementos na análise. Isto será objeto de pesquisas futuras.

ABSTRACT

We estimate DEA technical efficiency for 3663 branches of the Banco do Brasil, by combining Bootstrap and Jackknife techniques. Moreover, bank efficiency is affected by many factors outside the control of the bank branches such as socio-economic environment. To account for these factors, in the second stage we use regression methods. Our first stage results reveal that *outliers* (super efficient branches) have a huge number of clients, and/or deal mainly on the agribusiness sector.

In the second stage, quantile regression results show that efficiency is positively related to the size of the branch and to per capita income of the clients. We also show that there is no evidence that competition boosts efficiency, as indicated by the literature on bank branch efficiency. Finally a good workplace environment clearly contributes to increase the branch efficiency.

Keywords: DEA; efficiency; outliers; leverage.

REFERÊNCIAS

- ALTUNBAS, Y.; LYNNE, E.; MOLYNEUX, P. Bank ownership and efficiency. **Journal of money, credit and banking**, v. 33, 2001.
- ANDERSEN, N.; PETERSEN, C. A procedure for ranking efficient units in data envelopment analysis. **Management science**, v. 39, p. 1.261-1.264, 1993.
- ATHANASSOPOULOS, A. Multivariate and frontier analysis for assessing the market and cost efficiency of large scale bank branch networks. **Journal of money and credit banking**, v. 30, p. 30-51, 1998.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. **Management science**, v. 30, p. 1.370-1.382, 1984.
- BANKER, R. D.; NATARAJAN, R. Evaluating contextual variables affecting productivity using data envelopment analysis. **Operations research**, v. 56, p. 48-58, 2008.
- BERGER, A. N.; HUMPHREY, D. B. Measurement and efficiency issues in commercial banking. *In*: GRILICHES, Z. (Ed.). **Output measurement in the service sectors**. Chicago: University of Chicago Press, 1992.
- CASU, B.; MOLYNEUX, P. **Comparative study of efficiency in European banking**. Cardiff: University of Wales, 1999. (Working Paper).
- CAZALS, C.; FLORENS, J. P.; SIMAR, L. Nonparametric frontier estimation: a robust approach. **Journal of econometrics**, v. 106, p. 1-25, 2002.
- CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision-making units. **European journal of operational research**, v. 2, p. 429-444, 1978.
- CHERCHYE, L.; KUOSMANEN, T.; POST, G. T. **New tools for dealing with errors-in-variables in DEA**. Leuven: Center for Economic Studies, Mar. 2000. (Discussion Paper).
- COLWELL, R. J.; DAVIS, E. P. Output and productivity in banking. **Scandinavian journal of economics**, v. 94, p. 111-129, 1992.

FÄRE, R.; GROSSKOPF, S.; LOVEL, C. A. K. **Production frontiers**. New York: Cambridge University Press, 1994.

ENNEW, C. T.; BINKS, M. R. The impact of service quality and service characteristics on customer retention: small businesses and their banks. **British journal of management**, v. 7, n. 3, p. 219-30, 1996.

GOLANY, B.; STORBECK, J. E. A data envelopment analysis of the operational efficiency of bank branches. **Interfaces**, v. 29, p. 14-26, 1999.

GREENE, W. H. On the asymptotic bias of the ordinary least squares estimator of the Tobit model. **Econometrica**, n. 49, p. 505-513, 1981.

HOFF, A. Second stage DEA: comparison of approaches for modeling the DEA scores. **European journal of operational research**, v. 181, p. 425-435, 2007.

ISIK, I.; HASSAN, M. K. Efficiency, ownership and market structure, corporate control and governance in the Turkish banking industry. **Journal of business finance & accounting**, v. 30, p. 1.363-1.421, 2003.

KOENKER, R.; BASSET, G. Regression quantiles. **Econometrica**, v. 46, p. 33-50, 1978.

KOLARI, J.; ZARDKOOHI, A. **Bank costs, structure and performance**. Lanham: Lexington Books, 1987.

KUMBHAKAR, S. C. *et al.* The effects of deregulation on the performance of financial institutions: the case of Spanish savings banks. **Journal of money, credit and banking**, v. 33, p. 101-120, 2001.

MCEACHERN, D.; PARADI, J. C. Intra- and inter-country bank branch assessment using DEA. **Journal of productivity analysis**, v. 27, p. 123-136, 2007.

MILLER, S. M.; ATHANASIOS, G. N. The technical efficiency of large bank production. **Journal of banking & finance**, v. 20, p. 495-509, 1996.

SEAVER, B.; TRIANTIS, K. A fuzzy clustering approach used in evaluating technical measurement using high breakdown procedures. **Management science**, v. 41, p. 937-956, 1992.

SHERMAN, H. D.; GOLD, F. Bank branch operating efficiency. **Journal of banking & finance**, v. 9, p. 297-315, 1985.

SIMAR, L.; WILSON, P. Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production models. **Journal of econometrics**, v. 36, n. 1, p. 31-64, 2007.

SAMPAIO DE SOUSA, M. C.; STOSIC, B. D. Technical efficiency of the Brazilian municipalities: correcting nonparametric frontier measurements for outliers. **Journal of productivity analysis**, v. 24, p. 155-179, 2005.

SOUZA G. S.; STAUB, R. B. Two stage inference using DEA efficiency measurements in univariate production models. **International transactions of operations research**, v. 14, p. 245-258, 2006.

STAUB, R. B.; SOUZA, G. S.; TABAK, B. M. Evolution of bank efficiency in Brazil: a DEA approach. **European journal of operacional research**, v. 202, n. 1, p. 204-213, 2010.

WILSON, P. Detecting influential observations in data envelopment analysis. **Journal of productivity analysis**, v. 6, p. 27-45, 1993.

_____. Detecting influential observations in data envelopment analysis. **Journal of productivity analysis**, v. 6, p. 27-45, 1995.

YEH, Q. J. The application of data envelopment analysis in conjunction with financial ratios for bank performance evaluation. **The journal of the operational research society**, v. 47, p. 980-988, 1996.

ZENIOS, C. V. *et al.* Benchmarks of the efficiency of bank branches. **Interfaces**, v. 29, p. 37-51, 1999.

BIBLIOGRAFIA COMPLEMENTAR

CRIBARI-NETO, F.; ZARKOS, S. Leverage adjusted heteroskedastic bootstrap methods. **Journal of statistical computation and simulation**, v. 74, p. 215-232, 2004.

PARADI, J. C.; SCHAFFNIT, C. Commercial branch performance evaluation and results communication in a Canadian bank – a DEA application. **European journal of operational research**, v. 156, p. 719-735, 2004.

SAMPAIO DE SOUSA, M. C.; CRIBARI-NETO, F.; STOSIC, B. D. Explaining DEA technical efficiency scores in an outlier corrected environment: the case of public services in Brazilian municipalities. **Brazilian review of econometrics**, v. 25, Nov. 2005.

SCHAFFNIT, C.; ROSEN, D.; PARADI, J. C. Best practice analysis of bank branches: an application of DEA in a large Canadian bank. **European journal of operational research**, v. 98, p. 269-289, 1997.

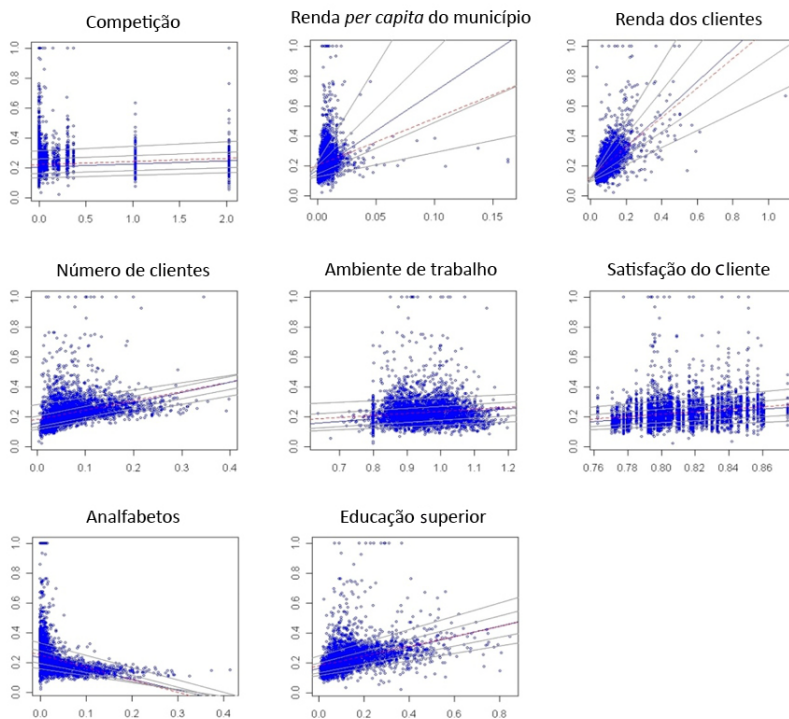
(Originais submetidos em julho de 2012. Última versão recebida em dezembro de 2013. Aprovada em fevereiro de 2014.)

APÊNDICES

APÊNDICE A

FIGURA A.1

Efeito das variáveis explicativas sobre os escores de eficiência

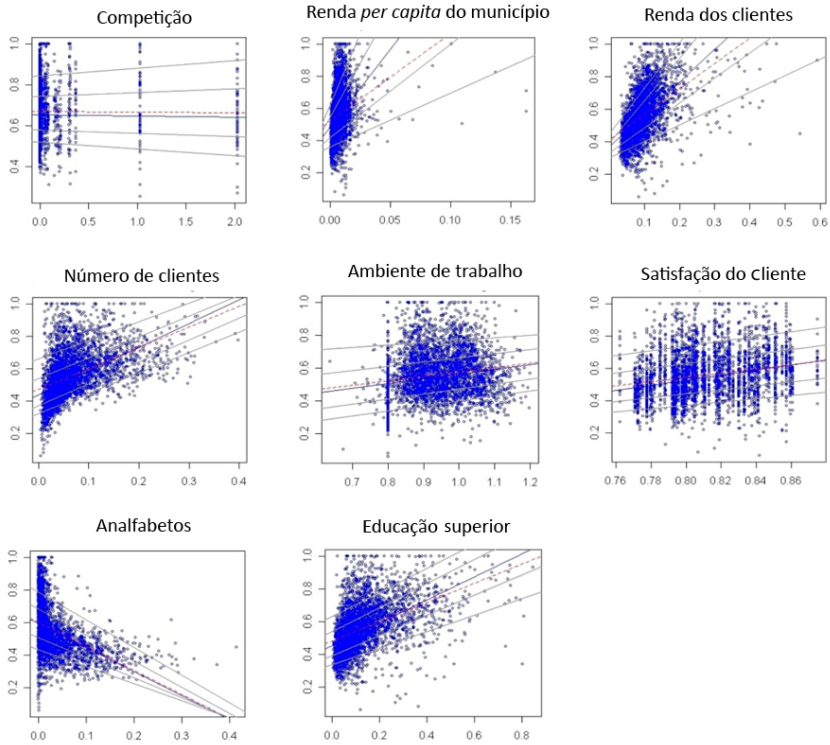


Elaboração dos autores.

Imagem reproduzida em baixa resolução em virtude das condições técnicas dos originais disponibilizados pelos autores para publicação (nota do Editorial).

FIGURA A.2

Efeito das variáveis explicativas sobre os escores de eficiência – sem outliers



Elaboração dos autores.

Imagem reproduzida em baixa resolução em virtude das condições técnicas dos originais disponibilizados pelos autores para publicação (nota do Editorial).

