

ANÁLISE DA EFICIÊNCIA DAS REGIÕES ADMINISTRATIVAS DO RIO DE JANEIRO EM FUNÇÃO DA MOBILIDADE

Clara Maia Bevilaqua Contursi
Raquel Silva de Oliveira
Marcelino Aurélio Vieira da Silva
Licínio da Silva Portugal

Universidade Federal do Rio de Janeiro
Programa de Engenharia de Transportes - PET/COPPE/UFRJ

RESUMO

No intuito de contribuir com as discussões acerca da qualidade dos sistemas de transporte no município do Rio de Janeiro, o presente artigo investiga a eficiência de 24 das mais relevantes Regiões Administrativas do município em função da mobilidade. Essa investigação realiza-se por meio da Análise Envolvória de Dados (DEA), a qual estima a eficiência padrão de cada região, e por meio da Avaliação Cruzada, que ranqueia essas eficiências, bem como baseia-se no desempenho de dois indicadores: um de avaliação da eficiência social e outro de eficiência econômica das regiões. Esses indicadores demonstram desempenho similar na DEA e bem diferentes na Avaliação Cruzada, evidenciando a discrepância das duas abordagens. Algumas regiões apresentam resultados discordantes (alta eficiência na DEA e baixa na Avaliação Cruzada), como Portuária e Realengo, e outras apresentam resultados equivalentes, como Centro, com alta eficiência, e Santa Cruz, com baixa, tanto na DEA quando na Avaliação Cruzada.

ABSTRACT

In order to contribute to discussions about the quality of transportation systems in the city of Rio de Janeiro, this article investigates, due to mobility, the efficiency of 24 of the most important Administrative Regions of the city, through Data Envelopment Analysis (DEA) - which estimates the standard efficiency - and through Cross-Evaluation - which ranks these efficiencies. The analysis is also based on the performance of two indicators: one for the evaluation of social efficiency and another for the economic efficiency. These indicators demonstrated a similar performance in DEA and very different performance in Cross-Evaluation, indicating divergent approaches. Some DMU present different results (high efficiency in DEA and low efficiency in Cross-Evaluation), for example, Portuaria and Realengo, and others present equivalent results, for example, Centro present high efficiency and Santa Cruz present low efficiency in DEA and Cross-Evaluation.

1. INTRODUÇÃO

As cidades são o motor da inovação e do crescimento econômico. Os serviços e empregos, nas suas maiorias, são ofertados nos grandes centros, o que faz com que as pessoas das áreas rurais tenham que se deslocar diariamente. Para acomodar essa demanda, os limites urbanos são estendidos de uma maneira quase sempre desordenada e sem planejamento, tanto no âmbito urbano, e conseqüentemente no âmbito de transportes. Quanto a esse último, a infraestrutura de transportes se mostra falha em atender as necessidades de mobilidade da população, principalmente no município do Rio de Janeiro, área de estudo deste trabalho.

Nesse sentido, os índices ou indicadores urbanos se configuram em excelentes ferramentas para o diagnóstico das condições de mobilidade e acompanhamento do impacto de políticas públicas, o que permite acompanhar a evolução de determinados fenômenos e ações. Essas ferramentas têm sido utilizadas nos processos de planejamento urbano, principalmente voltados à mobilidade. No entanto, ainda que os indicadores de mobilidade sustentável já sejam explorados, há um hiato quando se diz respeito às ferramentas utilizadas para obtenção desses indicadores. Assim, neste artigo, realiza-se uma pesquisa sobre a Análise Envolvória de Dados (DEA - *Data Envelopment Analysis*) e Avaliação Cruzada, a fim de compreender seu conceito e utilidade, voltando a aplicação dessa ferramenta para a mobilidade urbana.

Nos anos 2003 de 2013, foram feitos para a região metropolitana do Rio de Janeiro, os Planos Diretores de Transportes Urbanos (PDTU), elaborados por meio de pesquisas domiciliares e de interpretação. Através desses relatórios é possível obter dados sobre o perfil dos usuários do sistema de transportes, bem como a matriz Origem-Destino referente às suas viagens, que tem como principal objetivo compreender os padrões de viagem atuais dos residentes de determinada área e possibilitam ao setor técnico de transporte responder e trabalhar na melhora do sistema para a população (*Bureau of Transport Statistics*, 2013). O PDTU tem como função auxiliar o Governo do Estado do Rio de Janeiro a desenvolver políticas públicas setoriais, orientando as ações executivas relativas aos investimentos em infraestrutura viária, sistemas de transporte coletivo e terminais de integração, além de definir estratégias que possibilitem otimizar a utilização da rede de transporte disponível, integrando e expandindo os sistemas existentes em redes futuras, de acordo com os objetivos firmados (CENTRAL, 2005).

Diante do exposto, o objetivo deste artigo é identificar a eficiência das Regiões Administrativas do município do Rio de Janeiro em função das características de mobilidade com a utilização da Análise Envoltória de Dados e Avaliação Cruzada. O uso dessas ferramentas se justifica pela constatação da existência de poucos estudos que as apliquem à mobilidade urbana, verificado neste artigo por meio de um levantamento feito nas bases de pesquisa, como será melhor descrito nos itens subsequentes.

Na revisão da bibliografia se estudou o conceito de mobilidade sustentável e a importância da utilização de indicadores nas tomadas de decisões. Então, realizou-se uma pesquisa sobre a Análise Envoltória de Dados (DEA) e Avaliação Cruzada, a fim de compreender seus conceitos e utilidades, além de entender como realizar os cálculos e melhor escolher as variáveis que envolvem o problema. Em seguida, conduziu-se um estudo sobre o município do Rio de Janeiro, região de estudo deste trabalho.

A partir desta introdução, este artigo é dividido em 7 seções. A seção 2 aborda a mobilidade sustentável e indicadores. A seção 3 traz o conceito da Análise Envoltória de Dados e da Avaliação Cruzada. A seção 4 discorre sobre o município do Rio de Janeiro. A seção 5 explica a metodologia adotada neste artigo. A seção 6 apresenta os resultados obtidos para os dois indicadores desenvolvidos. Por fim, na seção 7, têm-se as considerações finais.

2. MOBILIDADE SUSTENTÁVEL E INDICADORES

O grande volume de problemas decorrentes ou relacionados aos deslocamentos urbanos, tais como acidentes, congestionamentos, poluição sonora e atmosférica, tem se tornado bastante expressivo nos dias atuais. Como aponta Rodrigues da Silva *et al.* (2010), há uma percepção crescente e generalizada de que é preciso buscar estratégias que viabilizem padrões mais sustentáveis de mobilidade. No anseio pelo desenvolvimento sustentável e tendo em vista as adversidades mencionadas, muito se investiga a respeito das formas de melhor compreender e planejar o meio urbano.

O relatório da Comissão Brundtland, de 1987, define o desenvolvimento sustentável como “a satisfação das necessidades do presente sem comprometer a capacidade de as gerações futuras satisfazerem as suas próprias necessidades” (WCED, 1987). Embora seja referido inicialmente aos impactos ambientais, o conceito de sustentabilidade foi expandido para buscar um equilíbrio entre as qualidades ambientais, sociais e econômicas. Alguns autores como Seabra (2013) e VTPI (2015) dissertam que não há um consenso sobre a definição de sustentabilidade,

pois a mesma evolui com o tempo. No entanto, o conceito essencial, contido no Relatório de Brundtland é amplamente aceito e utilizado, sendo, portanto, o adotado neste trabalho.

A mobilidade é definida como “a capacidade dos indivíduos se moverem de um lugar a outro dependendo das suas características socioeconômicas e do desempenho do sistema de transporte” (Tagore & Sikdar, 1995). Ela está relacionada com os deslocamentos diários (viagens) de determinada população no seu espaço – não apenas sua efetiva ocorrência, mas também a possibilidade ou facilidade de ocorrência destas viagens. As escolhas, envolvidas na programação das viagens, produzem padrões de viagens que são influenciadas não só pelo transporte, mas também pelo uso do solo. O transporte, com suas infraestruturas e serviços, fornece acesso que, junto ao uso do solo, promove as condições de acessibilidade. Ou seja, a mobilidade resulta também da interação entre as características individuais e as condições de acessibilidade, que dependem da integração entre transportes e uso do solo. Assim, no que tange planejamento urbano e de transportes, é importante entender a dinâmica de deslocamentos das regiões e enxergar de que maneira incentivar que os usuários escolham alternativas de transporte sustentável, o que envolve a inclusão do uso do solo e aponta sua importância.

O conceito de mobilidade sustentável é muito mais abrangente e complexo do que a mobilidade defendida pela abordagem tradicional, já que considera não só a atividade de transporte em si, mas as relações com os demais setores e atores da vida urbana (Villada e Portugal, 2015). Então, quando adicionado o conceito de sustentabilidade, se explicitam atributos qualitativos às viagens (não só os quantitativos), realça a visão multimodal (e não apenas o tráfego motorizado) e são baseadas as modalidades de menor impacto social e ambiental (Machado, 2010; Mello, 2015).

A mobilidade é um item essencial para o desenvolvimento urbano sustentável. Para que o planejamento e o gerenciamento da mobilidade aconteçam de forma adequada, é necessária a sua mensuração. Em geral, o desenvolvimento e a mobilidade sustentáveis são mensurados por meio de indicadores e/ou índices, concebidos e utilizados por instituições de pesquisa e pela administração pública, responsáveis pelo planejamento urbano e de transportes. Portanto, os governos devem formular e implementar políticas, com a finalidade de assegurar que os benefícios do crescimento urbano sejam compartilhados de forma democrática, equitativa e sustentável (ONU, 2014).

Costa (2008) aponta que os indicadores são variáveis selecionadas que podem ajudar a tornar os objetivos operacionais e reduzir a complexidade no gerenciamento de determinados sistemas. Quando os indicadores são referenciados a metas ou objetivos, eles tornam-se medidas de performance, revelando as condições de um sistema, organizações ou políticas (Gudmundsson, 2004). Para Maclaren (1996), indicadores são simplificações de fenômenos complexos, e podem revelar tendências históricas e prover informação indireta sobre o futuro de um sistema. Diante disso, se mostra justificada a utilização, neste artigo, da Análise de Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis – DEA*) e Avaliação Cruzada. Além de serem ferramentas as quais não necessitam de especialistas para a escolha e determinação da importância das variáveis, elas resultam na estimativa de uma eficiência para cada região, permitindo uma comparação entre elas e, assim, fornecendo informações que podem influenciar diretamente as políticas de mobilidade.

O uso de indicadores de mobilidade sustentável no Brasil é incipiente (Costa, 2008),

prevalecendo a utilização de indicadores tradicionais e isolados como números de viagens. Então, é essencial a mensuração da mobilidade sustentável a fim de planejá-la e acompanhá-la adequadamente. Nesse sentido, com a aplicação do DEA, este trabalho elaborou dois indicadores de mobilidade sustentável, a fim de revelar a eficiência da mobilidade nas diferentes regiões administrativas do município do Rio de Janeiro, e que são apresentados no item 4.

3. ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS E AVALIAÇÃO CRUZADA

3.1 Análise de Envoltória de Dados

A Análise de Envoltória de Dados (do inglês *Data Envelopment Analysis* – DEA), desenvolvida por Charnes *et al.* (1994), é uma ferramenta matemática para a medida de eficiência de unidades produtivas. Essas unidades produtivas são denominadas de *Decision Making Unit* – DMU, ou Unidade Tomadoras de Decisão. Através da comparação entre as unidades, que possuem características operacionais similares, essa técnica fornece dados quantitativos sobre possíveis direções para melhorar o desempenho das unidades ineficientes. Para este trabalho, as DMU são as Regiões Administrativas do município do Rio de Janeiro.

Nos últimos anos, DEA tem sido utilizado para avaliar diversos contextos. Como alguns exemplos de utilização da DEA em serviços no Brasil, podem ser citados os trabalhos de Faria, Jannuzzi e Silva (2008), que analisaram a eficiência dos gastos municipais da cidade do Rio de Janeiro em saúde e educação. Já Calvo (2002), Marinho (2003) e Lobo (2010), realizaram estudos utilizando a Análise Envoltória de Dados (DEA) voltados para hospitais. Diante do exposto, realizou-se um levantamento bibliográfico afim de encontrar artigos que analisem a eficiência da mobilidade urbana utilizando o DEA. Para isso, a pesquisa bibliográfica foi feita nas bases *Web of Science*, *Science Direct* e *SciElo* utilizando a combinação “DEA” e “*urban mobility*”. Usou-se como critério de seleção, a escolha de títulos e resumos que englobem o assunto proposto. Ao final desta busca, obtiveram-se, ao todo, 17 artigos. Após a filtragem, selecionaram-se 7 artigos que correlacionam mobilidade urbana e DEA, mostrando o quanto é ímpar essa aplicação.

Assim, compreender bem o conceito de eficiência é fundamental para esta análise. No entanto, ao mesmo tempo, ele é bem relativo. A eficiência compara o que foi produzido, dado os recursos disponíveis, com o que poderia ter sido produzido com os mesmos recursos. O objetivo primário do DEA consiste em comparar um certo número de DMU que realizam tarefas similares e se diferenciam nas quantidades dos recursos consumidos e das saídas produzidas. No entanto, o DEA tem como objetivo também identificar as DMU eficientes, medir e localizar a ineficiência e estimar uma função de produção linear por partes (*piece-wise linear frontier*), que fornece o *benchmark* (referência) para as DMU ineficientes (Lins e Meza, 2000; Acosta, da Silva e Lima, 2011). Assim, a eficiência pode ser definida e apresentada como:

$$Efficiency = \frac{Output}{Input} \quad (1)$$

Existem dois modelos que são considerados clássicos para determinação da fronteira no DEA, CCR e BCC. O modelo BCC, que é o modelo utilizado neste, porque ele permite que as variáveis das DMU operem sem ser favorecidas ou prejudicadas, o que está melhor explicado no item 5, também é conhecido como VRS – *Variable Returns to Scale*, devido a Banker *et al.* (1984). É um modelo matemático que considera retornos variáveis de escala, isto é, substitui o axioma da proporcionalidade entre *inputs* e *outputs* pelo axioma da convexidade (Giacomello, 2014). Ao obrigar que a fronteira seja convexa, o modelo BCC permite que DMU que operam

com baixos valores de *inputs* tenham retornos crescentes de escala e as que operam com altos valores tenham retornos decrescentes de escala. O Modelo BCC utiliza, para cada DMU, o problema de programação linear apresentado na **Figura 1**: Formulação do modelo BCC orientado a *inputs* Figura 1.

A fronteira eficiente de produção (ou função fronteira de produção) representa a região do gráfico que é dada pela máxima quantidade de *outputs* (produtos) que podem ser obtidos a partir dos *inputs* (insumos) utilizados (Acosta, da Silva e Lima, 2011; Lins e Meza, 2000).

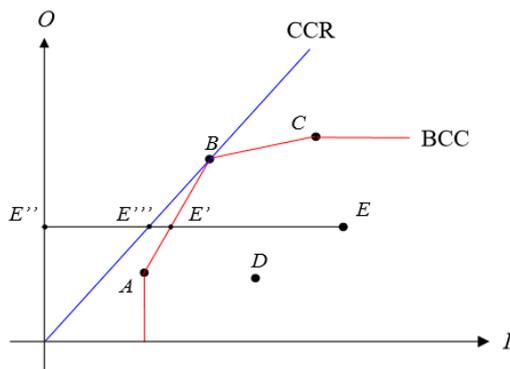
De acordo com Barba-Romero e Pomerol (1997), o DEA é usado na problemática da ordenação como ferramenta Multicritério de apoio à decisão. Dessa maneira, é um mecanismo que subsidia estratégias de produção que maximizam a eficiência das DMU avaliadas, e corrige as ineficientes por meio da determinação de alvos. Por conta disso que o DEA se mostra bastante útil e aplicável ao planejamento de transportes.

Modelo BCC	
$\text{Min } h_0$	$h_0 = \text{eficiência da DMU}_0 \text{ em análise}$
Sujeito a	$x_{i0} = \text{inputs da DMU}_0$
$h_0 x_{i0} \geq \sum_k \lambda_k \cdot x_{ik}, \forall_i$	$y_{j0} = \text{outputs da DMU}_0$
$\sum_k \lambda_k \cdot y_{jk} \geq y_{j0}, \forall_j$	$\lambda_k = \text{contribuição individual da DMU}_k$
$\sum_k \lambda_k = 1$	$y_k = \text{contribuição individual da DMU}_k \text{ na definição do alvo da DMU}_0$
$y_k \geq 0, \forall_k$	$h_0 \text{ e } y_k = \text{variáveis de decisão}$

Fonte: Souza Júnior (2010)

Figura 1: Formulação do modelo BCC orientado a *inputs*

O Figura 2 mostra a diferença entre a representação da eficiência na DMU nos modelos BCC e CCR. Ambos para orientação a *inputs*. No caso CCR, apenas a DMU representada pelo ponto B é considerada eficiente, enquanto no caso BCC, os pontos A, B e C também são eficientes, pois há o pressuposto que há diferenças de desempenho em função da escala dos insumos (Ramos e Ferreira, 2007).



Fonte: DE Mello *et al.* (2005)

Figura 2: Gráfico de representação das fronteiras BCC e CCR

3.2 Avaliação Cruzada

De acordo com Lins e Meza (2000), uma maneira de evitar as diferenças nos pesos determinados para cada DMU, sem a arbitrariedade das restrições e sem o conhecimento prévio da importância relativa de cada variável, é utilizando a Avaliação Cruzada (*Cross Evaluation*). Ela foi desenvolvida por Sexton *et al.* (1986), e difere do modelo DEA padrão porque utiliza

DEA em uma avaliação em conjunto em vez de uma auto-avaliação. Logo, a avaliação feita é uma média das eficiências de uma DMU calculadas sob o “ponto de vista” das outras DMU.

Os modelos DEA clássicos atribuem peso aos insumos e produtos com objetivo de maximizar o índice de eficiência da DMU avaliada, sem violar determinadas restrições. Assim, o modelo atribui ponderações maiores aos pontos fortes da DMU avaliada, ou seja, aos *outputs* com maiores níveis de produção e aos *inputs* com menores níveis de consumo, enquanto aos *inputs* com elevados níveis de consumo e *outputs* com reduzidos níveis de produção são atribuídos pesos menores ou nulos. Conseqüentemente, o peso de cada variável insumo ou produto varia amplamente entre as DMU avaliadas. Tal desequilíbrio pode conduzir a esquemas de pesos inconsistentes com o conhecimento a priori acerca da importância relativa das variáveis insumos e produtos (Alcantara & Sant'Anna, 2002; Ramón et al., 2010; Ruiz & Sirvent, 2012). A eficiência cruzada de uma DMU é calculada com base no esquema de pesos ótimos de uma DMU k é definida pelo seguinte quociente:

$$E_{ks} = \frac{\sum_i^{outputs} u_{ik} y_{is}}{\sum_j^{inputs} v_{jk} x_{js}} \quad (2)$$

Onde u_{ik} e v_{jk} são os pesos ótimos da DMU k que ponderam, respectivamente, os produtos y_{is} e os insumos x_{js} da DMU s.

A avaliação cruzada tem sido utilizada em diversos campos (Oral *et al.*, 1991; Chen, 2002; Lu and Lo, 2007; Wu *et al.*, 2009; Yu *et al.*, 2010; Yang *et al.*, 2012, 2013) *apud* (Yu e Hou, 2016). No entanto, realizando a pesquisa bibliográfica nas bases *Web of Science*, *Science Direct* e *SciElo* utilizando a combinação “*cross evaluation*” e “*urban mobility*”, não foi obtido nenhum resultado de artigo abordando o assunto. Sendo assim, se verifica que, como o DEA padrão, a avaliação cruzada também é pouco, ou quase nada, correlacionada com a mobilidade urbana.

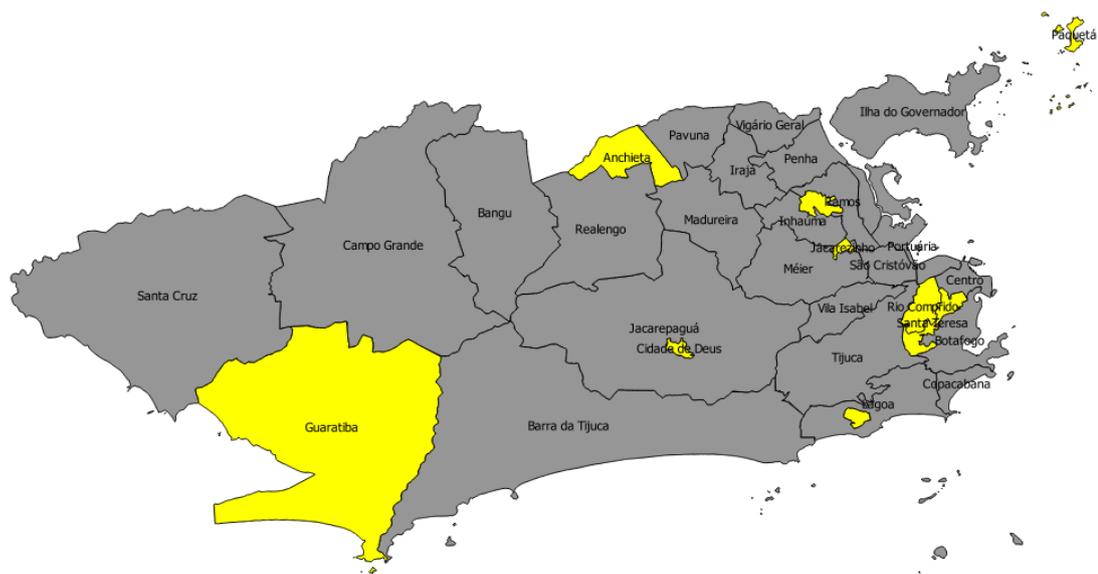
Nesse trabalho, será aplicado o modelo BCC para o DEA, bem como será feita uma avaliação cruzada das DMU.

4. ÁREA DE ESTUDO

O presente trabalho aplica os métodos de Análise Envoltória de Dados e a Avaliação Cruzada para avaliar a eficiência das Regiões Administrativas do município do Rio de Janeiro. De acordo com dados do Censo demográfico realizado em 2010 pelo IBGE, o município é dividido em 161 bairros, agregados em 33 Regiões Administrativas.

Para a análise a ser desenvolvida, utilizaram-se dados da pesquisa Origem-Destino realizada pelos PDTU de 2003 e 2013, além de um valor referente à quantidade de emprego por região, extraído da Relação Anual de Informações Sociais-RAIS (MTE, 2013).

Além disso, optou-se por desconsiderar os dados de 9 das 33 Regiões Administrativas do município, devido ao baixo volume de entrevistas realizadas nesses locais. Considerou-se que menos de mil entrevistas em uma região poderia proporcionar inconsistências nos resultados obtidos. As 24 Regiões Administrativas analisadas são representadas em cinza no mapa da Figura 3.



Fonte: Baseado em IBGE (2010)

Figura 3: Regiões Administrativas do município do Rio de Janeiro.

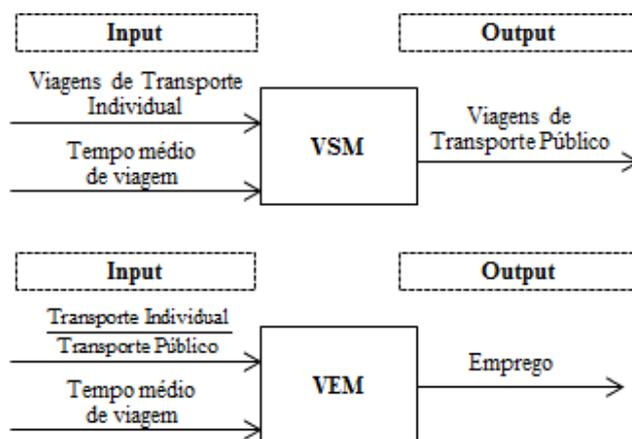
5. MATERIAIS E MÉTODOS

Adotou-se os métodos Análise Envolvória de Dados e a Avaliação Cruzada para estimar as eficiências de cada uma das regiões definidas em função da mobilidade. Em um primeiro momento, utilizou-se o modelo de DEA padrão BCC para estimar a eficiência padrão de cada DMU. Em seguida, utilizou-se a Avaliação Cruzada, uma extensão da Análise Envolvória padrão, a qual calcula a eficiência de uma região sob o ponto de vista das outras (Estellita Lins e Meza, 2002). Realizaram-se os cálculos pelo *software* SIAD.

Inicialmente selecionou-se, dentre os dados disponíveis, as variáveis a serem utilizadas. São elas: o número de empregos (Emp), isto é, a quantidade de pessoas que trabalham em cada região administrativa; as quantidades de viagens realizadas por transporte público (TP) e individual (TI) dentro de cada região; a razão entre essas quantidades (TI/TP); e o tempo médio despendido nas viagens (TVm) produzidas e atraídas por cada uma delas.

Desenvolveram-se dois indicadores para essa análise (Figura 4). O primeiro utiliza a variável Transporte Público como *output* e as variáveis Transporte Individual e Tempo Médio de Viagem como *input*. Já o segundo indicador utiliza a variável Emprego como *output* e as variáveis Tempo Médio de Viagem e razão entre Transporte Individual e Público como *input*. Destaca-se o fato de que as variáveis de *input* dos indicadores são diretamente ligadas às características de mobilidade, ao contrário de variáveis como, por exemplo, Emissão de Poluentes Atmosféricos, que representa consequências indiretas da condição da mobilidade. Além disso, é importante compreender que não há relação de causa e efeito entre as variáveis, já que a escolha delas é feita de forma que, dentro do contexto analisado (no nosso caso, a mobilidade), quanto maior a variável de *output* e quanto menor a variável de *input*, melhor para a eficiência da DMU. Na DEA não é necessário que as variáveis de *input* gerem efeitos nas de *output*, já que seu propósito é comparar as eficiências das DMU baseadas no desempenho dessas variáveis.

A escolha das variáveis se justifica pelo caráter específico de cada indicador. Baseado na pesquisa desenvolvida por Litman (2015), é razoável constatar que a variável Transporte Público tem caráter social, tendo em vista que a disponibilidade de modos públicos e coletivos de transporte promove a acessibilidade de usuários de baixa renda, além de contribuir para a diversidade do sistema de transporte local. Dado que tal variável é definida como variável de *output* para o primeiro indicador, o mesmo é denominado Valor de Eficiência Social de Mobilidade (VSM). À variável Emprego pode-se atribuir caráter econômico, dado que seu valor evidencia a qualidade do desenvolvimento econômico e de negócios da região, bem como expressa a dimensão das oportunidades de trabalho. Por isso, denomina-se o segundo indicador Valor de Eficiência Econômica de Mobilidade (VEM).



Fonte: Elaboração Própria

Figura 4: Indicadores elaborados.

Definidas as variáveis, a primeira etapa do processo de investigação dos dados constituiu na seleção das respostas originadas somente dentro do município do Rio de Janeiro. Em seguida, agregaram-se as mesmas por Região Administrativa, como descrito no item anterior e então, gerou-se a tabela síntese com os valores a serem inseridos nos modelos (Tabela 1).

Tabela 1: Variáveis inseridas na Análise Envoltória de Dados

Região Administrativa	Emp	TP	TI	TI/TP	TVM	Região Administrativa	Emp	TP	TI	TI/TP	TVM
DMU1 Bangu	35.595	132.949	42.611	0,32	65	DMU13 Maré	1.802	64.380	16.604	0,26	58
DMU2 Barra da Tijuca	156.724	195.111	101.149	0,52	75	DMU14 Meier	103.155	132.798	52.916	0,40	58
DMU3 Botafogo	129.106	168.308	90.558	0,54	61	DMU15 Pavuna	31.647	51.697	11.837	0,23	68
DMU4 Campo Grande	58.677	157.646	56.806	0,36	79	DMU16 Penha	41.639	77.493	27.736	0,36	59
DMU5 Centro	333.206	323.584	95.653	0,30	58	DMU17 Portuária	30.076	44.509	15.632	0,35	58
DMU6 Copacabana	49.029	116.243	59.284	0,51	63	DMU18 Ramos	101.902	45.640	21.623	0,47	53
DMU7 Ilha do Governador	38.257	81.596	55.363	0,68	66	DMU19 Realengo	19.432	44.007	20.812	0,47	61
DMU8 Inhaúma	23.121	61.547	25.053	0,41	57	DMU20 Santa Cruz	31.666	80.370	29.844	0,37	100
DMU9 Irajá	23.388	93.449	36.949	0,40	53	DMU21 São Cristóvão	64.610	50.503	16.143	0,32	56
DMU10 Jacarepaguá	104.666	229.030	111.821	0,49	67	DMU22 Tijuca	82.429	86.971	40.480	0,47	58
DMU11 Lagoa	77.686	168.291	97.886	0,58	67	DMU23 Vigário Geral	30.706	34.729	8.237	0,24	60
DMU12 Madureira	49.514	155.451	36.524	0,23	60	DMU24 Vila Isabel	37.299	131.255	49.299	0,38	63

Fonte: Elaboração própria a partir de PDTU (2003); PDTU (2013) e MTE (2013)

Optou-se por aplicar o modelo BCC, pois o mesmo considera retornos variáveis de escala, ou seja, permite que as variáveis das DMU que operam com baixos valores de *inputs* não tenham seus pesos reduzidos no cálculo (retornos crescentes de escala), enquanto que as que operam

com altos valores não tenham pesos favorecidos nos cálculos (retornos decrescentes de escala). A eficiência das Regiões Administrativas do Rio de Janeiro é alterada pelo efeito de escala, pois é racional supor que o desempenho de cada região pode diferir das demais em função da escala de cada variável.

No intuito de incrementar a análise, decidiu-se aplicar o método de Avaliação Cruzada, já que, por avaliar cada DMU a partir da média das eficiências individuais (denominada eficiência cruzada), o método diferencia mais claramente as regiões mais eficientes e permite estabelecer um *ranking* entre elas. Isso possibilita também a identificação das regiões administrativas que apresentam maior diferença entre as eficiências padrão e cruzada.

6. RESULTADOS ENCONTRADOS

A partir da aplicação dos modelos DEA-BCC e Avaliação Cruzada nos dados da Tabela 1, gerou-se a Tabela 2 e os gráficos das Figura 5 e Figura 6.

As colunas VEM e VSM da Tabela 2 apresentam os resultados encontrados para os dois indicadores. Para o melhor entendimento desses resultados, organizou-se as variáveis utilizadas em tercis, isto é, divididas em três classes, de igual quantidade de DMU e de acordo com sua grandeza. Por exemplo, as DMU enquadradas no primeiro tercil (T1) da variável Emprego, são as oito Regiões Administrativas com maior número de empregos. Lembrando que quanto mais alto o valor da variável Emprego, melhor para eficiência da DMU, ao contrário das variáveis Tempo Médio de Viagem e a razão TI/TP. No gráfico referente à Avaliação Cruzada (Figura 6), as fronteiras desenhadas pelas médias dos indicadores delimitam a área de quatro quadrantes, o que também facilita a compreensão das diferenças entre as eficiências estimadas.

Tabela 2: Resultado da aplicação do DEA-BCC e Avaliação Cruzada

Quadrante (Avaliação Cruzada)	Região Administrativa	BCC		A. Cruzada		Tercil		
		VEM	VSM	VEM	VSM	Emp	TI/TP	TVM
Q I	DMU5 Centro	1,000	1,000	1,000	0,902	T1	T1	T1
	DMU14 Meier	0,935	0,928	0,282	0,587	T1	T2	T1
	DMU21 São Cristóvão	0,996	1,000	0,192	0,581	T2	T1	T1
Q II	DMU12 Madureira	1,000	1,000	0,156	0,931	T2	T1	T2
	DMU15 Pavuna	1,000	1,000	0,093	0,713	T3	T1	T3
	DMU1 Bangu	0,883	0,879	0,096	0,692	T2	T1	T3
	DMU13 Maré	1,000	1,000	0,006	0,718	T3	T1	T1
	DMU23 Vigário Geral	0,996	1,000	0,096	0,645	T3	T1	T2
	DMU4 Campo Grande	0,738	0,740	0,134	0,625	T2	T2	T3
	DMU24 Vila Isabel	0,883	0,874	0,098	0,608	T2	T2	T2
	DMU16 Penha	0,941	0,942	0,116	0,581	T2	T2	T2
DMU9 Irajá	1,000	1,000	0,068	0,567	T3	T2	T1	
Q III	DMU11 Lagoa	0,796	0,813	0,173	0,430	T1	T3	T3
	DMU6 Copacabana	0,844	0,848	0,118	0,461	T2	T3	T2
	DMU7 Ilha do Governador	0,798	0,796	0,083	0,340	T2	T3	T3
	DMU19 Realengo	0,859	0,896	0,049	0,409	T3	T3	T2
	DMU17 Portuária	0,946	0,970	0,084	0,519	T3	T1	T2
	DMU8 Inhaúma	0,934	0,953	0,063	0,503	T3	T2	T1
	DMU20 Santa Cruz	0,627	0,630	0,061	0,504	T3	T2	T3
Q IV	DMU2 Barra da Tijuca	0,730	0,733	0,330	0,477	T1	T3	T3
	DMU10 Jacarepaguá	0,802	0,829	0,242	0,520	T1	T3	T3
	DMU22 Tijuca	0,924	0,912	0,216	0,482	T1	T2	T1
	DMU3 Botafogo	0,876	0,882	0,311	0,465	T1	T3	T2
	DMU18 Ramos	1,000	1,000	0,282	0,425	T1	T3	T1

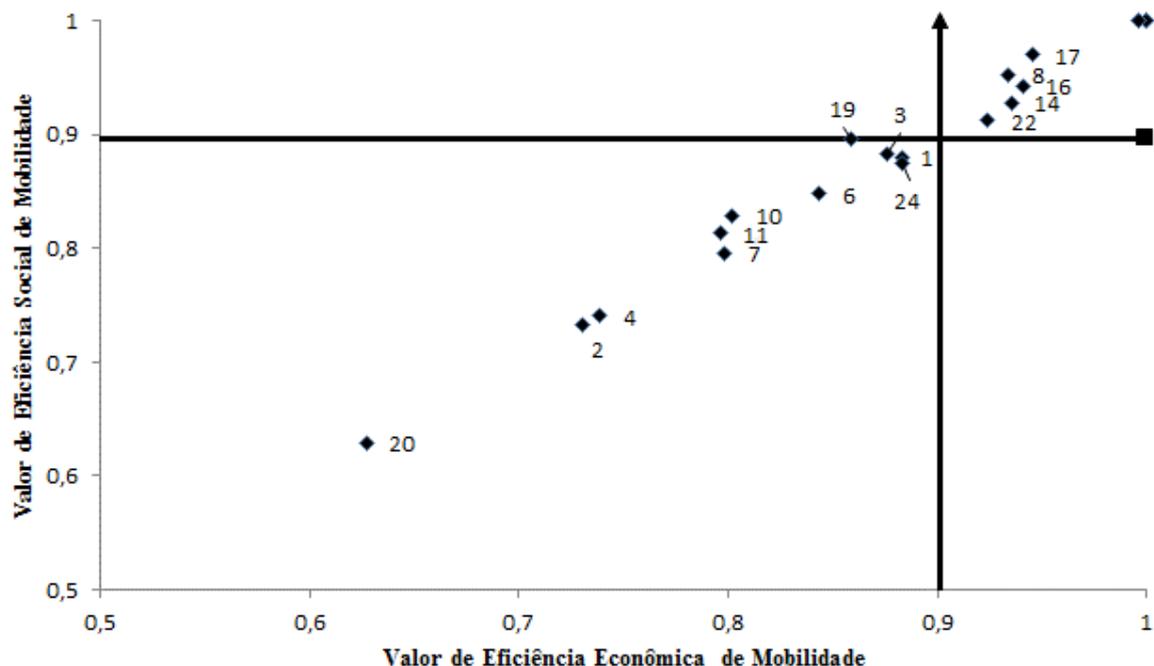


Figura 5: Resultado dos indicadores após aplicação do DEA-BCC e suas médias.

A Análise Envoltória de Dados considera as Regiões Administrativas Maré (DMU13) e Vigário Geral (DMU23) “falsos positivos”, isto é, as mesmas demonstram alta eficiência e alta ineficiência simultaneamente. Isso acontece quando a eficiência padrão e invertida atingem 100% eficiência. Como esse artigo não trata da eficiência invertida, essa questão não será aprofundada e os resultados obtidos por essas DMU são desconsiderados da análise.

O gráfico da Figura 5 apresenta a dispersão dos resultados encontrados pelo modelo DEA-BCC para os indicadores VSM (eixo vertical) e VEM (eixo horizontal). Aparentemente, os pontos se concentram na linha da Função Identidade, pois encontraram-se valores aproximados nos dois indicadores para todas as DMU. Uma possível interpretação para esse fenômeno é que, para as Regiões Administrativas do Rio de Janeiro, quando a mobilidade é economicamente eficiente, é também socialmente eficiente e vice-versa, lembrando que isso é válido quando considerado o efeito de escala. Essa relação de dependência entre os indicadores revela uma perspectiva interessante, tendo em vista o desenvolvimento de políticas públicas que visem elevar a eficiência de determinada região, pois no caso de investimentos na eficiência social (melhorando a variável Transporte Público por exemplo), é esperado um aumento consequentemente na eficiência econômica da região em função da mobilidade.

Constata-se que quanto mais perto do ponto (1;1) do gráfico, maior a eficiência da região. Nesse caso, cinco Regiões Administrativas atingiram a eficiência máxima da mobilidade: Centro (DMU5), Madureira (DMU12), Pavuna (DMU15), Irajá (DMU9) e Ramos (DMU18). É interessante observar que, dentre essas, apenas o Centro tem as três variáveis pertencentes ao Tercil 1, ou seja, a mobilidade das demais regiões só alcançou a máxima eficiência porque as variáveis com baixo desempenho não tiveram peso significativo no cálculo da eficiência, ao passo que as variáveis com bom desempenho tiveram peso elevado (efeito de escala).

A região com a mobilidade menos eficiente foi Santa Cruz (DMU20), cuja variável Tempo Médio de Viagem é a pior entre todas as regiões, seguida de Barra da Tijuca (DMU2), com variáveis TVm e TI/TP muito baixas e Campo Grande (DMU4), a segundo pior TVm.

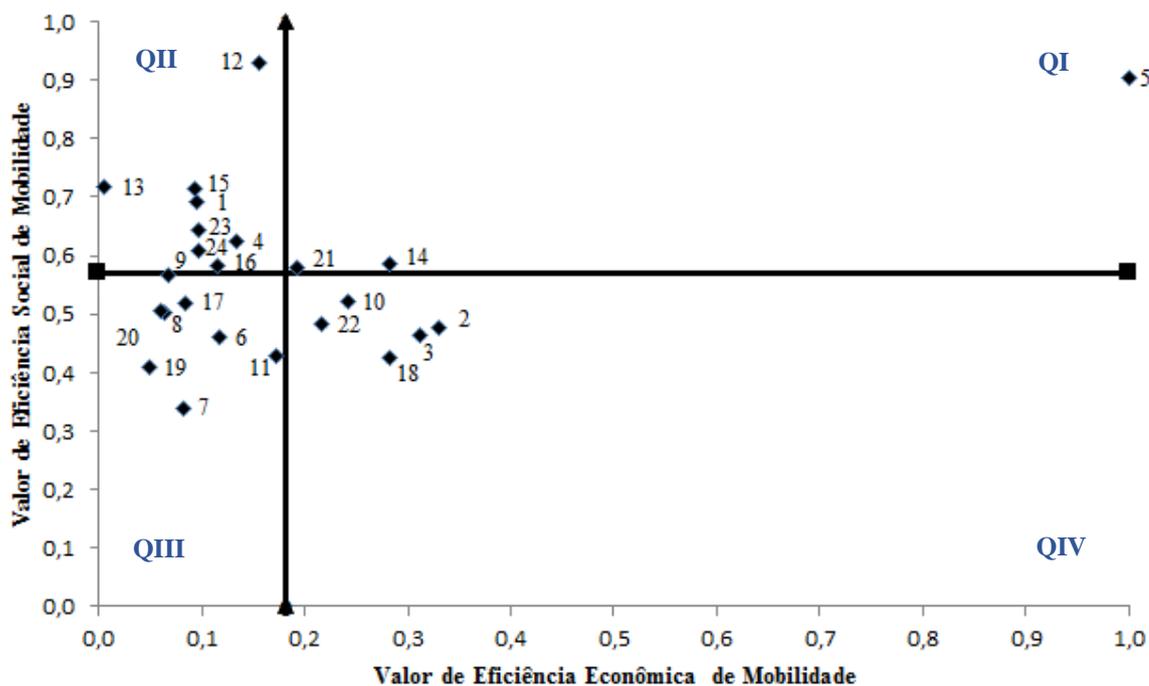


Figura 6: Resultado dos indicadores após aplicação da Avaliação Cruzada e suas médias.

De antemão, é importante destacar que, diferentemente do ocorrido na DEA, aqui as DMU obtiveram resultados consideravelmente discrepantes para os dois indicadores.

A análise de tercil pode indicar qual variável prejudica ou favorece a eficiência da DMU. Porém, é importante lembrar que esta é uma análise comparativa, ou seja, quando a mobilidade de uma determinada região é definida como eficiente, significa que ela é eficiente frente às demais regiões e de acordo com os indicadores propostos.

Em relação aos tercis correspondentes de cada variável, observa-se desempenhos semelhantes entre DMU localizadas no mesmo quadrante no gráfico. As Regiões Administrativas do Quadrante I, por exemplo, são mais eficientes que as demais nos dois indicadores e apresentam a maior parte das variáveis no Tercil 1. As dos Quadrantes II e IV são eficientes em um dos indicadores apenas: no VSM e no VEM, respectivamente. Esse comportamento é esperado, pois a maior parte das DMU do QII tem a variável TI/TP no Tercil 1 (variável usada para o VSM), enquanto a maior parte das DMU do QIV tem a variável Emprego no Tercil 1 (variável usada para o VEM).

Por fim, as regiões do Quadrante III são as menos eficientes em comparação com as demais. Como esperado, mais da metade das variáveis dessas regiões pertencem ao Tercil 3, isto é, apresentam valores ruins se comparados com as outras (baixo Emprego e elevado TI/TP e TVm). Destaca-se a Ilha do Governador (DMU7), Realengo (DMU19) e Santa Cruz (DMU20), as quais não apresentam variáveis no Tercil 1 e são as menos eficientes. É interessante observar que cada uma dessas eficiências foi prejudicada por uma variável diferente. Destaca-se ainda o

Centro (DMU5) com a melhor eficiência para os dois indicadores, assim como na DEA e única região com todas as variáveis no Tercil 1.

7. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Com base na revisão bibliográfica apresentada e com uso da Análise Envolvória de Dados e da Avaliação Cruzada, foi possível atingir o objetivo do artigo de estimar as eficiências das Regiões Administrativas do município do Rio de Janeiro em função de características da mobilidade existente em cada uma delas. Os resultados apresentados se mostraram concisos e fornecem informações relevantes no que diz respeito ao planejamento de transportes, como qual região é mais eficiente que a outra e qual das variáveis influencia nessa comparação.

É esperado, e demonstrou-se, que a DEA e a Avaliação Cruzada apresentem resultados discrepantes entre si, devido as consideráveis diferenças de metodologia de cálculo. As regiões Portuária (DMU17) e Realengo (DMU19), por exemplo, apresentam, ainda que em diferente proporção, alta eficiência na primeira análise, quando considerado o efeito de escala e pouco eficiente na segunda, quando suas eficiências são comparadas com as demais regiões de forma conjunta. A região Centro se mostrou eficiente nas duas abordagens, devido ao fato de apresentar as melhores variáveis, ao contrário de Santa Cruz, considerada uma das menos eficientes também nas duas abordagens.

O artigo apresenta uma forma de abordagem do tema para mobilidade urbana e pretende incentivar novos trabalhos ao mostrar que é possível obter resultados satisfatórios. Sendo assim, como sugestão para futuros trabalhos, indica-se a utilização de outras variáveis de mobilidade urbana - combinadas, por exemplo, com dados socioeconômicos -, o desenvolvimento de indicadores de outras naturezas (como a ambiental), e a análise de outros dados resultantes da DEA, como a fronteira eficiente, fronteira invertida e *benchmark*.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Acosta, C. M. M., Da Silva, A. M. V. De A., E Lima, M. L. P. de. (2011) *Aplicação de Análise Envolvória de Dados (DEA) para medir a eficiência em portos brasileiros*. Revista de Literatura de Transportes, 5(4), 88–102.
- Banker, R.D.; Charnes, A.; Cooper, W.W. (1984) *Some models for estimating technical scale inefficiencies in data envelopment analysis*. Management Science, v. 30, n. 9, p. 1078-1092.
- Bureau of Transport Statistics. (2013) *Household Travel Survey report: Sydney 2012/13*. Sydney.
- Barba-Romero, S.; Pomerol, J.C. (1997) *Decisiones multicriterio: fundamentos teóricos e utilización práctica*. Madrid: Universidad de Alcalá. (Colección de Economía).
- Calvo, M. C. M. (2002) *Hospitais públicos e privados no Sistema Único de Saúde do Brasil: o mito da eficiência privada no estado de Mato Grosso em 1998*. 223 f. 2002. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis/SC.
- CENTRAL. (2005) *Plano Diretor de Transporte Urbano da Região Metropolitana do Estado do Rio de Janeiro: resultado da pesquisa Origem/Destino*. Rio de Janeiro.
- Censo Demográfico 2010. *Informações dos Bairros e Regiões Administrativas*. IBGE, 2011. Disponível em: <http://downloads.ibge.gov.br/downloads_estatisticas.htm>
- Charnes, A., Cooper, W. W., e Rhodes, E. (1978) *Measuring the efficiency of decision making units.*, 2, 429–444
- Costa, M. (2008) *Um índice de mobilidade urbana sustentável*. Tese (Doutorado em Engenharia Civil). Escola de Engenharia de São Carlos. São Carlos: Universidade de São Paulo.
- Estellita Lins, M. P.; Meza, L. A. (2000) *Análise Envolvória de Dados e Perspectivas de Integração no Ambiente do Apoio à Decisão*. COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro
- Faria, F. P., Jannuzzi, P. M., Silva, S. J. (2008) *Eficiência dos gastos municipais em saúde e educação: uma investigação através da análise envolvória no estado do Rio de Janeiro*. Revista de Administração Pública,

v. 42, n. 1, p. 155-177.

- Debroi, I. L.; Ferreira, B. L. G.; Garcia, B. T. Gomes; Guimarães, G. V., DA Silva, M. A. V. (2016) *Avaliação do Potencial de Uso da Hidrovia Tocantins-Araguaia*. Anais do XXX Congresso de Pesquisa e Ensino em Transportes, ANPET, Rio de Janeiro, v. 1, p. 340–351
- DE Mello, J. C. C. B.; Meza, L. A.; Gomes, E. G.; Neto, L. B. (2005) *Curso de Análise Envoltória de Dados*. XXXVI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional. Gramado, RS.
- Giacomello, C. P.; de Oliveira, R. L. (2014). *Análise Envoltória de Dados (DEA): uma proposta para avaliação de desempenho de unidades acadêmicas de uma universidade*. Revista Gestão Universitária na América Latina – GUAL, Florianópolis. v.7, n.2, p. 130-151.
- Gudmundsson, H. (2004). *Sustainable Transport and Performance Indicators*. In: Heste, R.E. & Harrison, R.M. (Eds). *Issues in Environmental Science and Technology*, n. 20, p. 35-63.
- Lins, M. P. E., e Meza, L. A. (2000) *Análise envoltória de dados e perspectivas de integração no ambiente do Apoio à Decisão*. Rio de Janeiro.
- Litman, T. A. (2015) *Developing indicators for sustainable and livable transport planning*. Victoria Transport Policy Institute.
- Lobo, M. S. C. (2010) *Aplicação da análise envoltória de dados (DEA) para apoio às políticas públicas de saúde: o caso dos hospitais de ensino*. 2010. 228f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro/RJ.
- Machado, L. (2010) *Índice de mobilidade sustentável para avaliar a qualidade de vida urbana*. Dissertação de Mestrado em Planejamento Urbano. Porto Alegre : Universidade Federal do Rio Grande do Sul.
- Maclaren, V. W. (1996). *Urban Sustainability Reporting*. Journal of the American Planning Association, Chicago, v.62, n.2, p.184-202.
- Marinho, A. (2003) *Avaliação da eficiência técnica nos serviços de saúde nos municípios do Estado do Rio de Janeiro*. Revista Brasileira de Economia, Rio de Janeiro, v. 57, n. 3.
- Mello, A.J. R. *A acessibilidade ao emprego e sua relação com a mobilidade e o desenvolvimento sustentáveis: o caso da região metropolitana do Rio de Janeiro*. [Tese de doutorado]. Engenharia de Transportes – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2015.
- MTE. (2013) *Relação Anual de Informações Sociais - RAIS*. Ministério do Trabalho e Emprego. Brasília, DF.
- ONU. *World urbanization prospects: the 2014 revision - highlights*, Department of Economic and Social Affairs, Population Division, ONU, 2014.
- PDTU. (2003) *Plano Diretor de Transporte Urbano da Região Metropolitana do Rio de Janeiro*. Secretaria de Estado de Transportes. Governo do Estado do Rio de Janeiro.
- PDTU. (2013) *Plano Diretor de Transporte Urbano da Região Metropolitana do Rio de Janeiro*. Secretaria de Estado de Transportes. Governo do Estado do Rio de Janeiro.
- Portugal, L. S., Villada, C. A. G. (2015). *Mobilidade Sustentável e o Desenvolvimento Orientado ao Transporte Sustentável*. XXIX Congresso Nacional de Pesquisa em Transporte da ANPET, Ouro Preto, 9 a 13 nov. 2015.
- Ramos, R. E. B.; Ferreira, G. M. F. (2007) *Analisando Retornos de Escala Usando DEA: um Estudo em Instituições de Ensino Tecnológico no Brasil*. Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal-RN
- Seabra, L.O., Gonzales Taco, W., Dominguez, E. M. *Sustentabilidade em transportes: do conceito às políticas públicas de mobilidade urbana*. Revista dos Transportes Públicos – ANTP, ano 35, 2º quad., 103 – 122, - 2013.
- Tagore, M.R.; Sikdar, P.K. (1995) *A new accessibility measure accounting mobility parameters in 7th World Conference on Transport Research*. The University of New South Wales, Sydney.
- Souza Júnior, J. N. C. de. (2010) *Avaliação da eficiência dos portos utilizando análise envoltória de dados: um estudo de caso dos portos da região do nordeste*. Universidade Federal do Ceará.
- Yu, Q.; Hou, F. (2016) "A cross evaluation-based measure of super efficiency in DEA with interval data", *Kybernetes*, Vol. 45 Issue: 4, pp.666-679, <<https://doi.org/10.1108/K-05-2014-0089>>
- VTPI. *Sustainable transportation and TDM: planning that balances economic, social and ecological objectives*. TDM Encyclopedia. Victoria Transport Policy Institute, 2015. Disponível em: <http://www.vtpi.org/tdm/tm67.htm>. Acessado em 13 de junho de 2017.
- WCED (1987). *Our Common Future (The Bruntland Report)*. United Nations, World Commission on Environment and Development. Oxford: Oxford University Press.