

MOBILIDADE TAMBÉM É RENDA? IMPACTO DE FAIXAS EXCLUSIVAS DE ÔNIBUS NOS PREÇOS DE IMÓVEIS DA CIDADE DE SÃO PAULO: Uma análise por meio de painéis espaciais

Marcos Ki Hyung Lee¹
André Luis Squarize Chagas²

Resumo

Este presente trabalho tem como objetivo estudar os efeitos que as faixas exclusivas de ônibus possuem no preço de imóveis na cidade de São Paulo, entre os anos de 2011 e 2014. Nos últimos anos, têm-se intensificado a implantação desse tipo de política, e é importante analisar seus impactos objetivamente. A literatura teórica e empírica corrobora a tese de que políticas desse tipo tem impacto positivo nos preços. No entanto, esses estudos são escassos no Brasil e a aplicação de econometria espacial e dados longitudinais é recente. Utilizando diversos tipos de modelos e metodologias de maneira a se garantir a robustez dos resultados, a conclusão é que os as faixas de ônibus tiveram impacto positivo na cidade, e que a preocupação com os efeitos espaciais é importante e possui efeitos relevantes.

Palavras-chave: faixa de ônibus; econometria espacial; painel

Abstract

This work aims at studying the effects of bus lanes on real estate prices in the city of São Paulo, between 2011 and 2014. In the last years, the implementation of these urban policies has intensified, and it is important to analyze its impact objectively. The theoretical and empirical literature supports the thesis that this type of policy can has positive impacts on real estate prices. However, these studies are scarce in Brazil and the application of spatial econometrics and longitudinal data is recent. Using various types of models and methodologies that ensure the robustness of the results, the conclusion is that the bus lanes had a positive impact in the city, and that the concern with the spatial effects is relevant.

Keywords: bus lanes; spatial econometrics; panel data

JEL C23, H41, R14, R38, R48

Área ANPEC: 10 - Economia Regional e Urbana

¹ Mestrando em Teoria Econômica, IPE-USP.

² Professor do Departamento de Economia da FEA-USP.

1. Introdução

A localização e a acessibilidade têm grande influência no preço de um imóvel. O modelo tradicional de economia urbana de Alonso (1964), Muth (1969) e Mills (1972), apresentado por Brueckner (1987) e Glaeser (2008), ensina que quanto maior a proximidade e acessibilidade com o centro de negócios, ou CBD, maior será o valor da terra. Desse modo, a direção do investimento público em transportes garante maior acessibilidade a certas regiões, em detrimento de outras, podendo mudar a estrutura urbana.

A cidade de São Paulo vem sofrendo diversas mudanças quanto à política urbana nos últimos anos. Novas estações de metrô e monotrilho foram ou serão inauguradas em muitas regiões da cidade. Já o novo Plano Diretor, que cria diretrizes de como a cidade deve crescer ao longo dos próximos 10 anos, foi aprovado neste ano e trará mudanças de zoneamento que serão importantes. Além disso, existe em curso uma reestruturação de linhas de ônibus, junto com uma nova política de faixas exclusivas de ônibus, iniciada em 2013.

O presente trabalho procura analisar os impactos da política de faixas exclusivas de ônibus no preço de imóveis na cidade de São Paulo nos últimos anos, utilizando dados desagregados de pesquisas de imóveis. Ele está subdividido em cinco capítulos, incluindo esta introdução. O segundo capítulo consiste de uma revisão da literatura e os principais avanços no assunto, tanto na parte teórica como na parte empírica. O terceiro capítulo apresenta a metodologia e os dados utilizados. O quarto capítulo apresenta os principais resultados, e o quinto, a conclusão.

2. Revisão bibliográfica

As grandes metrópoles de países em desenvolvimento, como os da América Latina, costumam sofrer de problemas similares, e os relacionados à provisão de transporte público acessível e de qualidade costuma ser um deles. Por isso, a implementação de BRTs, definido como “um sistema de transporte de ônibus que proporciona mobilidade urbana rápida, confortável e com custo eficiente através da provisão de infra-estrutura segregada com prioridade de passagem, operação rápida e frequente e excelência em marketing e serviço ao usuário” (Wright e Hook, 2007), é muito comum. Segundo dados do BRT *Centre of Excellence* (2015), das 191 cidades atualmente que possuem um sistema de BRT, aproximadamente 32% são na América Latina, e estes atendem 19.650.741 passageiros por dia, cerca de 61% da demanda mundial.

Sua rápida expansão se deve a diversos fatores, como baixo custo, rápida construção e alta performance, comparado com os sistemas de transporte a trilhos, que podem custar de três a dez vezes mais (Wright e Hook, 2007; Hidalgo e Gutiérrez, 2013).

As faixas exclusivas de ônibus não se enquadram nesse grupo. Normalmente, não são fisicamente segregadas das outras faixas, apenas demarcadas na pista, por isso, não possuem as mesmas vantagens que o BRT e nem são tão eficientes (Wright e Hook, 2007). Mesmo assim, possuem a mesma lógica de priorizar o transporte público de maneira mais simples e menos custosa.³

A literatura empírica sobre o efeito de políticas urbanas no preço de imóveis é vasta e existe há um tempo. Bartholomew e Ewing (2011) realizaram uma extensa revisão bibliográfica do assunto, na qual concluem que, de maneira geral, os estudos reforçam a ideia da acessibilidade

³ Os principais veículos de comunicação da cidade publicaram estudos da CET-SP, a Companhia de Engenharia de Tráfego de São Paulo, que as faixas de ônibus reduziram o tempo médio de viagem do passageiro e aumentaram a velocidade dos coletivos.

como um bem desejável, traduzível como distância às estações de transporte, devido aos efeitos positivos nos preços.

Cervero e Kang (2010) estudam o impacto no valor e uso da terra causado pela implementação de corredores de ônibus aos moldes do BRT em Seul, Coréia do Sul, em 2004. Utilizando dados desde 2001 até 2007, os autores usam um modelo multinível de logit e preços hedônicos para captar mudanças discretas de uso da terra e de preço, respectivamente. Os autores concluem que o BRT provocou um aumento de demanda por usos residenciais mais densos, como condomínios, e, junto com essa intensificação de uso da terra, a maior acessibilidade aumentou os preços do mercado imobiliário, em especial o residencial. Jun (2012) nota que o BRT provavelmente age como uma força de atração de empregos para o CBD, tendo seus efeitos mais notáveis em usos comerciais e industriais ao invés de uso residencial.

O BRT de Bogotá, Colômbia, chamado de Transmilenio, foi implementado em 2000 e é um exemplo de sucesso do modelo. Em um modelo preliminar de preços hedônicos, Munoz-Raskin (2010) mostra que propriedades localizadas em até 10 minutos de distância a pé eram oferecidas, em média, por um preço 4,5% menor. Esse resultado pode ser interpretado pelo fato de os corredores de ônibus terem sido implementados em regiões de baixa e média renda da cidade. Desse modo, o autor alerta que não existe implicação de causalidade entre a localização do BRT e os resultados do artigo. No entanto, quando o modelo foi restringido apenas para a classe média, principal beneficiada pelo serviço, encontrou-se uma valorização de até 14,9% para propriedades localizadas em até 5 minutos de distância, dependendo da modalidade da linha de ônibus.

3. Metodologia

3.1 O Modelo teórico

Um imóvel é um bem heterogêneo, que possui diversas amenidades em que não é possível observar o comportamento de seus mercados, e por isso é difícil entender como essas diversas características influenciam em seu preço final, como o trânsito, a quantidade de área verde na região, acessibilidade, assim como quantidade de área útil e dormitórios do local, entre outros. É intuitivo pensar que alguns atributos possuem impacto positivo no preço, como as mencionadas, e outros possuem impacto negativo no preço, como criminalidade, presença de favelas, etc. Para tentar comprovar esses efeitos, o modelo de preços hedônicos é o mais utilizado na literatura. Este tipo de estimação considera os bens heterogêneos como um “pacote fechado de atributos” (Hermann e Haddad, 2005), tendo como variável dependente o preço do bem e como variáveis independentes seus atributos, sendo que os parâmetros estimados representam seus preços marginais.

As faixas de ônibus impactam o equilíbrio urbano potencialmente em duas direções. Por um lado, reduz o custo de transporte médio, na medida em que contribui para acelerar o tráfego de mais pessoas que utilizam esse modal de transporte, em lugar do automóvel. Por outro lado, eventualmente aumenta o custo de transporte do automóvel ou ainda gera incômodos nos residentes próximos às faixas, esses dois efeitos podendo ser resumidos em um impacto negativo sobre as amenidades locais.

Para ver isso de maneira formal, considere o modelo clássico de economia urbana desenvolvido por Alonso (1964), Muth (1969) e Mills (1967) que descreve a estrutura urbana espacial gerando as principais regularidades observadas em cidades. Segundo Brueckner (1987) e Glaeser (2008), assume-se uma cidade estilizada, em que todos os residentes da cidade se deslocam para o trabalho, que fica em um distrito central - Central Business District (CBD) -, por meio de um sistema de ruas. O CBD é um ponto no espaço, $x=0$. As residências estão localizadas a uma distância x e a função custo por unidade de distância da viagem até o CBD é $t(x)$. Todos os

consumidores têm as mesmas preferências e recebem o mesmo salário, y . Sua função utilidade é dada por $v(q,c)$, onde q representa a habitação, em unidade de área, e c representa uma cesta de bens composta de outros bens que não seja habitação. Acrescente-se a esse modelo a existência de amenidades locais, que agregam valor ao imóvel. Essas amenidades podem ser interpretadas como o acréscimo de utilidade derivada dos residentes próximos a equipamentos urbanos, como parques, praças, teatros etc.

Considerando o preço de habitação $p(d)$ como função da distância, (d) , ao CBD e o preço da cesta de consumo como numerário, o problema de maximização do consumidor é

$$(1) \max_d U = y - c - t(d, f) - p(d)h + A(d, f)$$

Ou seja, o consumidor maximiza sua utilidade derivada do consumo, e este decorre do nível de renda líquida do custo de transporte $t(d, f)$, o gasto com a cesta de bens compostos, c , o aluguel de uma quantidade (h) de terra, acrescido das amenidades locais, $A(d, f)$.

No equilíbrio, as utilidades serão iguais entre os indivíduos, o que significa dizer que os indivíduos têm de ser indiferentes entre residir em uma distância d e d' , contanto que o custo de transporte compense a diferença de distância. Este é exatamente o conceito de equilíbrio espacial. Se a utilidade é uniforme no espaço e a renda disponível diminui à medida que a distância aumenta, deve existir uma compensação para que a utilidade não diminua, e isso se dá pela variação espacial do preço, de modo que o preço irá variar de maneira a atingir o maior nível de utilidade possível u . A condição de primeira ordem desse problema estabelece é obtida derivando-se a utilidade em relação à distância, resultando em

$$(2) p_d = \frac{1}{h} [-t_d(d, f) + A_d(d, f)]$$

Ou seja, os agentes ponderam variações do preço do aluguel do imóvel no espaço, considerando os efeitos sobre as amenidades e o custo de transporte. No caso em que as amenidades são uma função decrescente no espaço, $A_d(.) < 0$, e o custo de transporte aumenta com a distância, então inegavelmente o preço apresenta um decaimento na medida em que se afasta do CBD. Mais especificamente, o gradiente de preços pode ser expresso a partir da integral de (2), ou seja

$$(3) p(d) = p(0) + \frac{1}{h} [-t(d, f) + A(d, f)]$$

Em $p(0)$ representa uma constante de normalização e reflete o preço do aluguel no ponto central do CBD.

Importa analisar, agora, o impacto sobre o gradiente de preços de implantações nas faixas de ônibus, f . Tomando (3), e derivando em relação a f , obtém-se

$$\frac{\partial p(d, f)}{\partial f} = \frac{1}{h} \left[-\frac{\partial t(d, f)}{\partial f} + \frac{\partial A(d, f)}{\partial f} \right]$$

O sinal dessa equação dependerá da magnitude dos valores dentro do colchete. Como o efeito $\partial t(.) / \partial f$ é negativo, pois as faixas tendem a reduzir o custo de transporte para a maior parte das pessoas, o efeito final, combinado ao sinal negativo, é positivo, ou seja aumentando o valor dos imóveis. Por outro lado, o efeito sobre as amenidades, $\partial A(d, f) / \partial f$, pode ser negativo, na medida em que aumenta o transtorno aos moradores próximos e usuários de automóveis. Dessa forma, nosso modelo sugere que o efeito final é inconclusivo e dependerá de qual fator predominará sobre o outro, ao final.

3.2 Estratégia empírica

O dado espacial possui duas importantes características, a autocorrelação espacial e a heterogeneidade espacial. A primeira consiste na ideia de que os dados possuem interdependência por estarem em um espaço, o que viola a hipótese de não correlação nos erros, enquanto a

segunda consiste em assumir que o comportamento das variáveis não é uniforme no espaço, gerando erros heterocedásticos. De maneira geral, uma mistura desses dois efeitos está presente na maioria dos dados em mercado imobiliário. Dependendo de qual prevalece, a literatura indica um ou outro modelo para se usar (Osland, 2010).

3.2.1 Spatial Autoregressive Model (SAR)

O modelo de defasagem espacial, Spatial Autoregressive Model (SAR) ou Spatial Lag Model, é o mais indicado para quando a autocorrelação espacial é presente. Esse modelo pode ser visto como o resultado de equilíbrio de um processo dinâmico em que o preço do imóvel em dada localidade é influenciado pelos preços passados dos imóveis vizinhos (LeSage e Pace, 2009). O processo pode se dar por dois canais. O primeiro é o efeito de vizinhança, onde o preço de uma casa é similar às suas vizinhas, e à medida que a distância entre elas aumenta, menor é esse efeito. O segundo é o efeito de adjacência, ou *spillover*, onde a decisão que um agente realiza afeta não só sua utilidade como a de seus vizinhos (Can, 1992). Um modelo geral de preços hedônicos incorporando defasagem espacial é especificado como:

$$(4) P = \rho WP + X\beta + u$$

onde, P é um vetor $n \times 1$ de observações dos preços, X é uma matriz $n \times n$ de observações das variáveis independentes, β é o vetor $k \times 1$ de parâmetros, u é um vetor $n \times 1$ de erros aleatórios independente e identicamente distribuídos e W é a matriz $n \times n$ de pesos espaciais exógenos, que define a relação de dependência entre as observações. O parâmetro ρ pode ser interpretado como um indicador da intensidade da dependência espacial, pois quando ele é igual a zero, a equação se torna um modelo de regressão linear padrão (Anselin, 1988). Resolvendo (4) para P , obtém-se

$$(5) P = (I - \rho W)^{-1} X\beta + (I - \rho W)^{-1} u$$

É possível perceber que o preço P depende tanto do valor de X de sua própria região como de todas as outras regiões. Segundo Osland, 2010, para $|\rho| < 1$, o preço de um atributo x_k , medido pelo seu efeito marginal, será a matriz $\beta_k [I - \rho W]^{-1}$. Logo, o efeito marginal será composto de dois fatores, o efeito direto e o efeito indireto da mudança do atributo x_k :

$$(6) \frac{1}{n} \text{tr}[\beta_k (I - \rho W)^{-1}] \quad \text{Efeito direto}$$

$$(7) \sum \sum [\beta_k (I - \rho W)^{-1}] - \frac{1}{n} \text{tr}[\beta_k (I - \rho W)^{-1}] \quad \text{Efeito indireto}$$

Onde tr representa o traço da matriz o duplo somatório de (7) opera sobre as linhas e colunas de $\beta_k [I - \rho W]^{-1}$.

3.2.2 Spatial Error Model (SEM)

Quando o principal problema for a autocorrelação espacial nos resíduos, utiliza-se um modelo espacial de erro, o Spatial Error Model, ou SEM. Neste caso, a equação se dá por

$$(8) P = X\beta + \varepsilon$$

$$(9) \varepsilon = \lambda W\varepsilon + u; \quad u \sim N(0, \sigma^2 I)$$

Aqui, W é a matriz de pesos espaciais e λ é um parâmetro espacial a ser estimado. Os erros são assumidos não correlacionados. Resolvendo o sistema de equações (8) e (9), tem-se

$$(10) P = X\beta + (I - \lambda W)^{-1} u$$

O preço implícito do atributo k é dado por β_k , assim como em uma regressão comum. A diferença está no multiplicador $(I - \lambda W)^{-1}$, que pelo termo de erro estocástico de todos os locais, afeta o valor da variável dependente. Ou seja, o preço em algum local é uma função de suas características e também de possíveis variáveis omitidas de seus vizinhos. Nota-se que tanto no modelo SAR quanto neste modelo SEM, os erros são heterocedásticos devido ao multiplicador, então é necessário que se faça ajustes como os de White.

3.2.3 Spatial Durbin Model (SDM) e Spatial Durbin Error Model (SDEM)

O modelo de Durbin, Spatial Durbin Model (SDM), pode ser especificado como

$$(11) P = \rho WP + X\beta_0 + WX\beta_1 + \varepsilon$$

Este modelo, além de incluir uma defasagem espacial na variável dependente, possui uma defasagem nas variáveis independentes. No primeiro caso, o efeito é análogo ao do modelo SAR. No entanto, a defasagem nas variáveis explicativas tem como propósito capturar o efeito marginal que mudanças nas características de casas vizinhas têm no preço de cada casa da amostra. O Modelo SDEM, por outro lado, adiciona defasagens espaciais nas variáveis independentes do modelo SEM.

$$(12) P = X\beta_0 + WX\beta_1 + \varepsilon$$

$$(11) \varepsilon = \lambda W\varepsilon + u$$

3.2.4 Testes de Multiplicador de Lagrange (LM) e Critério AIC

Os testes LM e LM robusto ajudam a indicar qual o melhor modelo a ser utilizado, o SAR ou SEM, e conseqüentemente, o SDM ou SDEM. Seu funcionamento e hipóteses nula estão descritas na tabela abaixo, retirado de Osland (2010). Os testes robustos são aplicados quando os comuns são inconclusivos. Caso os robustos também o sejam, indica-se utilizar o modelo com a maior estatística de teste.

Tabela 1: Testes LM

	H0	H1	Procedimento
LM – Erro	$\lambda=0$, dado que $\rho=0$	$\lambda \neq 0$	Se rejeita H0, estima SEM
LM – Lag	$\rho=0$, dado que $\lambda=0$	$\rho \neq 0$	Se rejeita H0, estima SAR
LM Robusto – Erro	$\lambda=0$, considerando que $\rho \neq 0$	$\lambda \neq 0$	Se rejeita H0, estima SEM
LM Robusto – Lag	$\rho=0$, considerando que $\lambda \neq 0$	$\rho \neq 0$	Se rejeita H0, estima SAR

Fonte: Osland (2010)

Elaboração própria.

O Critério de Informação Akaike (AIC) é uma estatística que auxilia na escolha entre modelos. O critério ajusta o log da máxima verossimilhança ($\ln ML$) penalizando o número de parâmetros q adicionados. Quanto menor o valor do critério, mais indicado é o modelo.

$$(12) AIC = -2 \ln(ML) + 2q$$

3.2.5 Dados em Painel e Efeitos Fixos e Aleatórios

A metodologia de Efeitos Fixos e Aleatórios para dados em painéis é amplamente usada na literatura econômica. Sua motivação consiste no recorrente problema de variáveis omitidas, que causa viés nos estimadores de uma regressão de Mínimos Quadrados Ordinários. Em muitos casos, mesmo que seja possível identificar quais variáveis devem ser incluídas para minimizar esse viés, o problema maior é a impossibilidade ou dificuldade em se obter os dados. Exemplos recorrentes de variáveis são: aptidão, habilidades inatas, inteligência, preferências, etc (Greene, 2008). Considere o modelo na forma

$$(13) P_{it} = X_{it}\beta + a_i + \varepsilon_{it}$$

Onde X é uma matriz de variáveis observadas, a é uma variável não observável e invariante no tempo, mas correlacionada com as demais, β é um vetor de regressores, i é um subscrito indicando o indivíduo e t é o subscrito temporal. Neste caso, não será possível obter estimadores eficientes e consistentes para β , devido ao problema da variável omitida. A estimação de efeitos fixos resolve esse problema ao pegar a média condicional das variáveis da

equação acima e subtraindo do modelo original. Como a média condicional de a é a mesma em todos os períodos de tempo, a nova equação será

$$(14) \bar{P}_i = \bar{X}_i \beta + \bar{\varepsilon}_i$$

Em que \bar{y}_i , \bar{X}_i e $\bar{\varepsilon}_i$ representam a média ‘intra-temporal’ (Wooldridge, 2006).

O método de efeitos aleatórios é similar ao de efeitos fixos, mas requer uma suposição mais restrita, a de que a variável não observável seja não correlacionada com nenhuma outra variável incluída no modelo. No entanto, ela permite que se incluam variáveis invariantes no tempo.

$$(15) P_{it} = X_{it} \beta + v; \quad v = a_i + \varepsilon_{it}$$

$$(16) \text{Corr}(v_{it}, v_{is}) = \sigma_a^2 / (\sigma_a^2 + \sigma_\varepsilon^2); \quad s \neq t$$

3.2.6 Painel e Efeitos Espaciais

A aplicação de econometria espacial para dados em painéis é recente. Elhorst (2014) e Chagas et al. (2014) apresentam o modelo teórico da seguinte maneira

$$(17) P = X\beta + (I_t \otimes WX)\rho_1 + (I_t \otimes WP)\rho_2 + \varepsilon$$

Onde Y é um vetor $nt \times 1$, X é uma matriz $nt \times k$ de variáveis explicativas, I_t é uma matriz identidade $t \times t$, W é a matriz de pesos espaciais $n \times n$, ε é um vetor de erros $nt \times 1$, e \otimes representa o produto Kronecker de duas matrizes. Os parâmetros a serem estimados são β , ρ_1 e ρ_2 . A estimação é usualmente através de Máxima Verossimilhança.

3.3 O Modelo empírico

Com base no fundamento teórico apresentado acima, o modelo a ser estimado, é

$$(18) Y = \gamma_1 k_d + \gamma_2 k_{t>13} + \gamma_3 k_f + X\beta + (I_t \otimes WX)\rho_1 + (I_t \otimes WY)\rho_2 + \varepsilon$$

Onde a variável Y representa a mediana de preço dos imóveis no distrito i , X é a matriz de características, β é o vetor de regressores, W é a matriz de pesos espaciais, γ_i é um parâmetro a ser estimado, k_d é uma dummy que recebe valor 1 caso o distrito i tenha recebido o tratamento alguma vez ao longo do horizonte de tempo, e 0 caso contrário, $k_{t>13}$ é uma dummy temporal que recebe valor 1 para os meses após janeiro de 2013, período em que as faixas passaram a ser implantadas, e 0 caso contrário, k_f é variável de indicação do distrito a partir do mês em que o distrito recebeu o tratamento. Ela pode assumir até 4 especificações diferentes, como se discute em detalhes na seção de resultados, e ε é o termo de erro.

A ideia do modelo descrito acima é estimar uma equação em painel de preços hedônicos com efeitos aleatórios, para medir o impacto do tratamento para a variação de preços dos distritos. Desse modo, será possível se aproximar de um experimento natural, aos moldes de um modelo de diferenças-em-diferenças em painel, onde haverá um grupo que sofreu o tratamento e um grupo de controle (Wooldridge, 2006). Para que se possa avaliar corretamente o impacto do tratamento pela variável k_f , sem a interferência de outros possíveis efeitos que impactam a variação de preços, utilizou-se duas *dummies* de controle, k_d e $k_{t>13}$. A primeira tenta controlar se os distritos que receberam o tratamento são diferentes por algum motivo, o que explicaria em parte uma variação de preços devido a alguma particularidade, e a segunda controla se houve uma tendência de valorização a partir de janeiro de 2013 e que não reflete a política de tratamento, que foi notavelmente mais intensa a partir dessa data, mas apenas coincide temporalmente. Além disso, foi escolhido utilizar a metodologia de efeitos aleatórios, devido a essa permitir adicionar variáveis constantes ao longo do tempo e que são de grande importância, diferentemente de efeitos fixos.

O modelo (18) provê uma forma geral para uma aplicação de Efeitos Aleatórios Espaciais. Na seção de resultados discute-se modelos específicos.

3.4 Dados

A base de dados de imóveis é baseada no índice Fipe/Zap, calculado pela Fundação Instituto de Pesquisas Econômicas (Fipe) mensalmente, a partir de um dos principais sites de anúncio de venda e locação de imóveis, o Zap Imóveis. A maior parte dos anunciantes é de imobiliárias, com uma pequena parcela sendo de pessoa física. As variáveis a serem utilizadas serão o distrito em que o imóvel está localizado, a mediana do preço, do metro quadrado, da quantidade de dormitórios e de vagas de estacionamento, restringindo apenas para anúncios de Casas e Apartamentos. É importante notar que o Índice não dispõe de dados para cinco distritos, um no extremo da zona sul e quatro no extremo da zona leste.

A base de dados referente às faixas exclusivas de ônibus foi obtida através do portal e-SIC – Sistema Eletrônico do Serviço de Informação ao Cidadão, da Prefeitura de São Paulo. Ela foi disponibilizada pela SPTrans, e contém a informação de quantos quilômetros de faixa de ônibus foi implantado em certo distrito e em certo mês. De maneira complementar, utilizou-se o portal da operação “Dá Licença para o Ônibus”, que reúne todas as notícias de implantação de faixa a partir de 2013, assim como o comprimento e onde se inicia e termina, para verificar a consistência da base obtida pelo portal, realizando-se algumas mudanças de acordo com as informações da CET. Além disso, para antes de 2013, o portal da Prefeitura não disponibilizou informações acuradas, por isso, utilizou-se o sistema de buscas do site da CET para obter as informações necessárias. Nos casos em que as faixas de ônibus fazem fronteira com dois ou mais distritos, optou-se por usar duas metodologias diferentes; a primeira atribui um peso igual para os distritos, dividindo a quilometragem igualmente para os distritos; e a segunda atribuiu a quilometragem cheia para os distritos, sem considerar qualquer peso. Adicionalmente, através dessas informações foi possível mapear as faixas de ônibus pelo Google Maps e para depois transferi-los para o ArcGis, programa de análise de mapas, juntamente com um mapa de distritos. Desse modo, foi possível calcular uma variável de distância. O último mês em que é possível saber com segurança se houve faixa de ônibus ou não é setembro de 2011; desse modo, a base de dados começa no referido mês e termina em setembro de 2014, perfazendo 37 meses ou unidades temporais.

A identificação de outliers na base do FipeZap seguiu o critério em sua metodologia, descrito na tabela abaixo:

Tabela 2: Critério de Identificação de Outliers

	Valor Mínimo	Valor Máximo
Área Útil	20	20000
Preço	R\$ 20.000 (venda)	R\$ 18.500.000 (venda)
	R\$ 100 (aluguel)	R\$ 90.000 (aluguel)
Número de Dormitórios	1	8
Número de Anúncios	5	-

Fonte: Fipe.

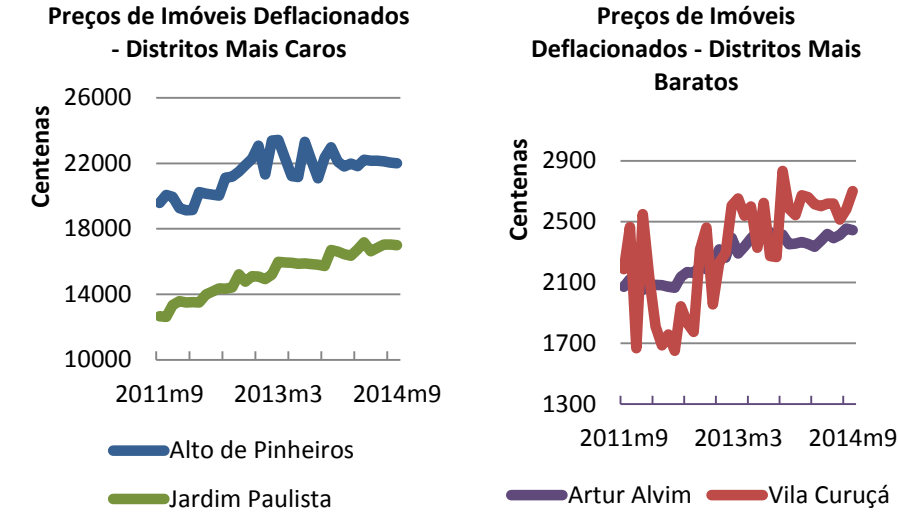
Elaboração própria.

Após esse tratamento nos dados e a compatibilização com os dados de faixa de ônibus, do total de 96 distritos existentes em São Paulo, restaram 88 válidos para a base de vendas, e 63 válidos para a base de aluguel, ilustrados na Figura 1 e 2 do anexo. Para os modelos espaciais, como a presença de “ilhas”, ou seja, distrito sem vizinhanças, dificulta a estimação, eles foram retirados, restando 87 e 62 distritos para venda e aluguel, respectivamente. É importante ressaltar que no caso da base de aluguel, há um distrito no centro da cidade que é inválido. Para não haver essa descontinuidade, ele foi ‘incorporado’ ao distrito vizinho mais similar, assim como suas vizinhanças. Na base de vendas, 78 dos 87 distritos finais são atendidos por faixa exclusiva de

ônibus, enquanto na base de aluguel, 57 dos 62 distritos finais são atendidos, como pode ser visto nas Figuras 3 e 4 do anexo.

É possível notar pelo gráfico abaixo que existe uma tendência de crescimento dos preços deflacionados ao longo do tempo.

Gráfico 1 - Vendas



Como o horizonte temporal da base de dados não é muito grande, de três anos, é possível assumir que as características e amenidades dos distritos que são normalmente usados na literatura de preços hedônicos, como renda per capita, mortalidade, área verde etc, são mais ou menos constantes, e, desse modo, numa análise de efeito fixo ou aleatório, não é necessário utilizá-las.

Assim, a base final consiste de um painel balanceado com 87 distritos, no caso de valores de vendas, e 62 imóveis, para o caso de valores de aluguéis, no período de setembro de 2011 até setembro de 2014. A descrição das variáveis está na Tabela A.1, no Anexo. Encontra-se também no anexo a matriz de correlação das variáveis, na tabela A.2.

4. Resultados

Foram estimados até cinco tipos de especificações diferentes para as duas bases, preços de vendas e de aluguel: Efeitos Aleatórios (RE), SAR, SEM, SDM e SDEM⁴.

$$RE: \ln(p) = cons + \beta \ln(m^2) + \beta v\text{agas} + \beta d\text{ormitório} + \gamma k_f + \gamma k_d + \gamma k_{t>13} + e$$

$$SAR: \ln(p) = cons + \beta \ln(m^2) + \beta v\text{agas} + \beta d\text{ormitório} + \gamma k_f + \gamma k_d + \gamma k_{t>13} + \rho W \ln(\text{preço}) + e$$

$$SEM: \ln(p) = cons + \beta \ln(m^2) + \beta v\text{agas} + \beta d\text{ormitório} + \gamma k_f + \gamma k_d + \gamma k_{t>13} + \lambda W e + u$$

$$SDM: \ln(p) = cons + \beta \ln(m^2) + \beta v\text{agas} + \beta d\text{ormitório} + \gamma k_f + \gamma k_d + \gamma k_{t>13} + \rho W \ln(m^2) + \rho W v\text{agas} + \rho W d\text{ormitório} + \rho W k_f + \rho W k_d + \rho W \ln(\text{preço}) + e$$

$$SDEM: \ln(p) = cons + \beta \ln(m^2) + \beta v\text{agas} + \beta d\text{ormitório} + \gamma k_f + \gamma k_d + \gamma k_{t>13} + \rho W \ln(m^2) + \rho W v\text{agas} + \rho W d\text{ormitório} + \rho W k_f + \rho W k_d + \lambda W e + u$$

A variável de interesse é k_f , que assume 4 diferentes formatos. A primeira, no modelo I ('faixames'), ela é uma *dummy*, valendo 1 a partir do primeiro mês que o distrito recebeu faixa de

⁴ Todos eles, mais os efeitos diretos, indiretos e totais, foram estimados através do programa Stata e das rotinas criadas por Elhorst (2010) para o Matlab.

ônibus. Este será o modelo *benchmark*. No modelo II, ela foi considerada como o logaritmo dos metros de faixa implantados no distrito, usando pesos no caso em que a faixa de ônibus percorre a fronteira de distrito ('ln_metros_peso'). Isso significa que se a faixa implantada faz fronteira com dois distritos, atribuiu-se metade da metragem a um distrito e a outra metade ao outro. O modelo III utiliza a 'ln_metros_sempeso', em que não foi utilizado peso para os casos de fronteira, atribuindo-se a metragem cheia para ambos os distritos. O modelo IV utiliza "ln_dist", que é o logaritmo da distância em metros do centroide do distrito para a faixa de ônibus mais próxima, independente de ela ter sido implantada no distrito ou não.

É importante mencionar que nos casos do SDM e SDEM, a variável $k_{t>13}$ não foi incluída na interação com a matriz W, pois tanto $k_{t>13}$ como $Wk_{t>13}$ são idênticas, causando problemas de multicolinearidade.

4.1 Vendas

Os testes LM para a base de Venda, na tabela A.2 no anexo, indicam que o modelo SAR e SDM são “fracamente” preferíveis ao SEM e SDEM quando considerado a matriz Queen de vizinhança, e “fortemente” preferíveis com a matriz de Distância Inversa. Por isso, foram estimados todos os modelos para Queen e apenas SAR e SDM para Distância Inversa. Os resultados dos modelos I a IV e os efeitos diretos, indiretos e totais respectivos estão no anexo, da tabela A.3 a A.5. O modelo SDM é o que apresenta menor valor para o critério de informação AIC.

Analisando os resultados dos modelos I a IV, nota-se que os parâmetros estimados para as variáveis de controle são muito semelhantes, tanto na comparação entre as diferentes metodologias (RE, SAR, SEM, SDM e SDEM) como na comparação entre modelos (I, II, III e IV), indicando a robustez das estimações. Outro ponto relevante, é a alta significância estatística das variáveis, a 1% ou 5%, exceção apenas para a variável 'faixadistrito'. Além disso, os sinais são os esperados pela teoria. Tanto o metro quadrado, quanto o número de vagas e dormitórios têm sinal positivo, ou seja, quanto maior forem, maior o preço do imóvel.

A variável de interesse também é significativa e positiva a 1% ou 5% nos modelos I a III e negativo no modelo IV (como nesse modelo, a variável de controle é o ln da distância em relação a faixa mais próxima, o sinal negativo pode ser interpretado como um efeito positivo da faixa sobre os imóveis mais próximos). Isso indica que a faixa de ônibus, como esperado e mesmo após controlar pela *dummy* temporal 'faixa13' e pela *dummy* 'faixadistrito', apresenta o sinal esperado, possivelmente reduzindo o custo de transporte mais que gerando amenidades negativas, pois impacta positivamente o preço dos imóveis. A *dummy* indica que os distritos que recebem faixa de ônibus têm um incremento de 1,5 a 3,5% nos preços, aproximadamente. Já as variáveis de metros de faixa, por estarem em log, são interpretadas como elasticidade, ou seja, um aumento de 1% de faixa implica um aumento que varia de 0,002 a 0,007%, dependendo da metodologia, que apesar de pequeno, é significativo estatisticamente. No caso da 'ln_dist' (modelo IV), o parâmetro é negativo, como mencionado, o que significa que aumentar a distância de uma faixa de ônibus para o centroide do distrito em 1% penaliza o preço do imóvel em 0,027%, em média. Outra característica relevante é que de efeitos aleatórios para as metodologias espaciais, a magnitude dos impactos das faixas de ônibus diminuem, e são repassadas para os efeitos indiretos. Isso indica que, caso as preocupações espaciais não fossem levadas em conta, superestimar-se-ia seus efeitos, e que também é corroborado pela significância estatística do ρ .

Para poder interpretar corretamente as estimativas do SAR e SDM, é necessário decompor as estimativas dos parâmetros em efeitos diretos e indiretos. Os resultados também estão nas tabelas de A.3 a A.5, no anexo. Como indicador de robustez, os efeitos diretos do SAR e SDM dos modelos I a III são significantes e muito semelhantes aos parâmetros estimados. Pela

metodologia SAR, os efeitos indiretos são todos positivos e significantes, o que indica de fato um efeito *spillover* entre os distritos. No entanto, uma grande restrição nesse caso é que, por construção, a razão entre o efeito direto e indireto deve ser a mesma para todas as variáveis. Quando analisado pelo SDM (que é livre dessa restrição), as estimativas de efeito indireto para as variáveis de interesse são mais difíceis de serem analisados, pois, de maneira geral, eles são de 3 a 4 vezes maiores que as estimativas de efeito direto, dependendo do modelo. Uma possível explicação advém da natureza dos dados. O menor nível de desagregação factível com o tipo dos dados utilizados são a de distritos, que possuem área não desprezível e fronteiras não geográficas. Assim, uma faixa de ônibus recebida pelo distrito próximo à sua fronteira pode impactar mais o distrito vizinho que a si mesmo. Quando se utiliza a variável ‘ln_dist’ no modelo IV, esse fenômeno desaparece. Ela é uma variável que teoricamente capta melhor efeitos de proximidade por usar uma medida de distância efetiva à faixa de ônibus.

4.2 Aluguel

Os testes LM rejeitam a metodologia SEM e SDEM, como pode ser visto na tabela A.2. Desse modo, eles não foram estimados, restringindo-se ao RE, SAR e SDM. Os resultados dos modelos I a IV e os efeitos diretos, indiretos e totais respectivos estão no anexo, da tabela A.6 a A.8. Pelo critério de informação AIC, o modelo SAR é a especificação preferível.

A natureza dos preços de aluguel é distinta, além de serem muito mais sensíveis. Desse modo, apesar de os impactos medidos pelos parâmetros estimados serem diferentes comparado à base de vendas, sua robustez é verificada pela consistência com que são medidos ao longo dos 4 diferentes modelos e 3 diferentes metodologias.

Um diferencial fundamental do caso de aluguéis é que, além das variáveis de controle não serem significantes estatisticamente, os efeitos espaciais também aparentam não o ser. Isso pode ser verificado por alguns motivos. Primeiro, as estimativas entre as diferentes metodologias não apresentam diferenças de magnitude, mesmo nas variáveis de interesse, que apresentavam redução no caso anterior. Segundo, o parâmetro ρ , é pequeno e significativo usando uma matriz Queen, e não significativo usando uma matriz de Distância Inversa, indicando pequena dependência espacial. Terceiro, a interação da matriz W com as variáveis independentes não possui significância estatística no modelo *benchmark*. Por último, analisando os efeitos diretos e indiretos, é possível perceber que, mesmo com a restrição que o SAR impõe à relação direto/indireto, os efeitos indiretos são próximos de zero, e em alguns casos sendo de fato zero e significativo. No caso do SDM, os efeitos indiretos são, em sua maioria, não significantes, corroborando a hipótese de ausência de grandes efeitos espaciais. Apenas quando se utiliza a variável ‘ln_dist’ é que se nota efeitos diretos e indiretos.

Mesmo assim, as faixas exclusivas de ônibus ainda apresentam impacto positivo no valor dos aluguéis. No caso do primeiro modelo, distritos que recebem faixa exclusiva de ônibus apresentam um incremento de aproximadamente 2,6% no valor do aluguel, no caso de efeitos aleatórios. No caso do SAR e SDM, tanto os parâmetros e os efeitos diretos dizem que existe um aumento de 2,7% no valor dos aluguéis. Nos outros dois modelos, um incremento de 1% de faixas de ônibus aumenta em aproximadamente 0,003% o valor dos aluguéis nos efeitos aleatórios, e 0,003 e 0,002% em SAR e SDM, medido pelo efeito direto, respectivamente. No modelo IV com matriz de Distância Inversa, o efeito total é de -0,012% e o efeito indireto representa a maior parte, com -0,017%, enquanto o efeito direto contribui positivamente com 0,005%.

5. Conclusão

O debate da mobilidade e política urbana vem ganhando relevância no cenário público. A recente política de faixas exclusivas de ônibus teve grande impacto, tanto pela novidade como

pela intensidade. Além do debate ideológico, é necessário analisar friamente o impacto dessas novas políticas de intervenção urbana.

O presente estudo procurou verificar o impacto das faixas exclusivas de ônibus no preço dos imóveis da cidade de São Paulo. A lógica por trás disso consiste no desenvolvimento teórico da teoria de economia urbana, originalmente concebido por Alonso, Muth e Mills e posteriormente racionalizado e unificado por Brueckner e Glaeser. Segundo esses autores, a acessibilidade ao centro de negócio de uma cidade e os custos de transporte envolvidos influenciam o equilíbrio espacial e o valor da terra. Assim, novos modais de transporte, que potencialmente aumentam a acessibilidade e diminuem o custo de transporte seriam vistos como algo positivo, uma amenidade, e isso teria impacto positivo no preço da terra. A literatura empírica parece corroborar essa lógica, com diversos estudos apontando que existe de fato um prêmio, um diferencial no preço de imóveis localizados perto de alguns tipos de transporte, como VLTs, metrô, BRTs etc. Esse trabalho contribui para o debate, ainda escasso no Brasil, incorporando a metodologia de Econometria Espacial com dados em painel.

Os resultados dos modelos aparentam ser robustos. As variáveis de controle apresentaram sinais coerentes com a teoria, o que traz mais segurança aos resultados. Para a base de vendas, as faixas exclusivas de ônibus possuem impacto positivo e significativo. Outro ponto relevante é que a utilização da metodologia de econometria espacial contribuiu para a melhor interpretação dos resultados. Além dos testes de dependência espacial terem sido significativos, a especificação atenuou os efeitos diretos das faixas e os distribuiu em efeitos indiretos, o que é plausível.

É possível perceber, portanto, que políticas de mobilidade urbana como a que esse estudo focou tem efeito positivo e, em certo grau, são tidas como uma amenidade. Também fica evidente que é preciso avançar e aprofundar o estudo de seus efeitos de maneira a aperfeiçoar a medição acurada de seus impactos.

6. Referências bibliográficas

- Alonso, William. **Location and Land Use**. Cambridge: Harvard University Press. 1964.
- Anselin, L. **Spatial Econometrics: Methods and Models**. Dordrecht: Kluwer. 1988.
- Bartholomew, Keith; Ewing, Reid. Hedonic Price Effects of Pedestrian- and Transit-Oriented Development, **Journal of Planning Literature**, vol. 26 (1), February, 2011, p. 18-34
- BRT Centre of Excellence, EMBARQ, IEA and SIBRT. **Global BRTdata**. Version 3.2. Last modified: May 6th, 2015. Available at: <http://www.brtdata.org>
- Brueckner, Jan K. **The structure of urban equilibria: A unified treatment of the Muth-Mills model**. Handbook of Regional and Urban Economics, in: E. S. Mills (ed.), Handbook of Regional and Urban Economics, edition 1, volume 2, chapter 20, 1987, p. 821-845 Elsevier.
- Brueckner, Jan K. **Lectures on Urban Economics**. MIT Press Books, The MIT Press, edition 1, volume 1, number 0262016362, October, 2011.
- Cameron, A. C.; Trivedi, P. K. **Microeconometrics using stata**. College Station: Stata Press. 2010.
- Can, A. Specification and estimation of hedonic housing price models. **Regional Science and Urban Economics**, vol. 22, 1992, p. 453-474.
- Cervero, Robert; Kang, Chang Deo. "Bus rapid transit impacts on land uses and land values in Seoul, Korea" **Transport Policy**, vol. 18 (1), 2011, January, p. 102-116
- Chagas, André L. S.; Almeida, Alexandre N.; Azzoni, Carlos R. "Sugar Cane Burning and Human Health: a Spatial Difference-in-Difference Analysis" Department of Economics – FEA/USP. Working Paper Series Nº 2014-20. 2014.
- Elhorst, J. P.. **Matlab software for spatial panels**. In: Paper presented at 4th World Conference of the Spatial Econometric Association, Chicago. 2010.

Elhorst, J. P. **Spatial econometrics**: from cross-sectional data to spatial panels. Heidelberg, New York, Dordrecht, London: Springer-Verlag. 2014.

Fundação Instituto de Pesquisas Econômicas. **Nota Metodológica (Atualização)**. 2014. Disponível em: <http://www.fipe.org.br/web/indices/FIPEZAP/metodologia/FipeZAP_Metodologia_v20110216.pdf>

Glaeser, Edward L. **The Spatial Equilibrium Within the City**. In: GLAESER, Edward L. Cities, Agglomeration and Spatial Equilibrium. Oxford: Oxford University Press. Cap. 2. 2008, p. 18-46.

Greene, W.H.. **Econometric analysis**, 5th edition. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall. 2003.

Hermann, Bruno M.; Haddad, Eduardo A. Mercado Imobiliário e Amenidades Urbanas: *A View Through the Window*. **Estudos Econômicos**, vol. 35 (2), 2005, p. 237-269

Hidalgo, D.; Gutiérrez, L. BRT and BHLS around the world: Explosive growth, large positive impacts and many issues outstanding. **Research in Transportation Economics**, vol. 39 (1), March, 2013, p. 8-13.

Jun, Myung-Jin. Redistributive effects of bus rapid transit (BRT) on development patterns and property values in Seoul, Korea. **Transport Policy**, vol. 19 (1), January, 2012, p. 85-92.

LeSage, James; Pace, R. K. **Introduction to spatial econometrics**. Boca Raton: Taylor & Francis Group, 2009.

Mills, Edwin S. **Studies in the Structure of the Urban Economy**. Baltimore: Johns Hopkins Press. 1972.

Muth, Richard F. **Cities and Housing**. Chicago: University of Chicago Press. 1969.

Munoz-Raskin, Ramon. Walking accessibility to bus rapid transit: Does it affect property values? The case of Bogotá, Colombia. **Transport Policy**, vol. 17 (2), March, 2010, p. 72-84.

Osland, Liv. An Application of Spatial Econometrics in Relation to Hedonic House Price Modeling. **Journal of Real Estate Research**, vol. 32 (3), 2010, p. 289-320.

Wright, L.; Hook, W. (Eds.). **Bus rapid transit planning Guide**, 3rd ed. New York: Institute for Transportation and Development Policy, 2007.

ANEXOS

Tabela A.1: Variáveis

Variável	Descrição	Fonte
\ln_preco	Ln da mediana do preço de imóveis deflacionados pelo IPC-Fipe	FipeZap
\ln_m2	Ln da mediana do metro quadrado	FipeZap
Vagas	Mediana do número de vagas	FipeZap
Dormitórios	Mediana do número de dormitórios	FipeZap
$faixadistrito (k_d)$	Dummy com valor 1 para todos os meses se o distrito recebeu faixa de ônibus	SPTrans e CET-SP
$faixa13 (k_{t>13})$	Dummy com valor 1 para todos os meses a partir de janeiro de 2013	SPTrans e CET-SP
$faixames (k_f)$	Dummy com valor 1 a partir do mês que recebeu faixa de ônibus	SPTrans e CET-SP
$\ln_metros_peso (k_f)$	Ln dos metros implantados de faixa de ônibus com peso para as fronteiras	SPTrans e CET-SP
$\ln_metros_sempeso (k_f)$	Ln dos metros implantados de faixa de ônibus sem peso para as fronteiras	SPTrans e CET-SP
$\ln_dist (k_f)$	Ln da distância do centroide do distrito para a faixa mais próxima	SPTrans e CET-SP

Elaboração própria

Tabela A.2: Testes LM

Vendas	LM - Spatial Lag	LM - Spatial Error	LM Robusto - Spatial Lag	LM Robusto - Spatial Error
Modelo 1 - W Queen				
Estatística	399.4086	6.7856	424.0992	31.4762
Probabilidade	0.000	0.009	0.000	0.000
Modelo 2 - W Queen				
Estatística	509.08	5.92	571.60	68.44
Probabilidade	0.000	0.015	0.000	0.000
Modelo 3 - W Queen				
Estatística	514.98	6.13	577.94	69.09
Probabilidade	0.000	0.013	0.000	0.000
Modelo 4 - W Queen				
Estatística	500.59	4.53	568.80	72.75
Probabilidade	0.000	0.033	0.000	0.000
Modelo 1 - W Inv Dist				
Estatística	499.125	1.0991	567.8692	69.8433
Probabilidade	0.000	0.294	0.000	0.000
Modelo 2 - W Inv Dist				
Estatística	602.55	0.1842	728.9678	126.602
Probabilidade	0.000	0.668	0.000	0.000
Modelo 3 - W Inv Dist				
Estatística	619.3857	0.2811	749.4504	130.3458
Probabilidade	0.000	0.596	0.000	0.000
Modelo 4 - W Inv Dist				
Estatística	632.07	0.56	760.03	128.51
Probabilidade	0.000	0.460	0.000	0.000
Aluguel	LM - Spatial Lag	LM - Spatial Error	LM Robusto - Spatial Lag	LM Robusto - Spatial Error
Modelo 1 - W Queen				
Estatística	161.74	0.34	212.91	51.51
Probabilidade	0.000	0.560	0.000	0.000
Modelo 2 - W Queen				
Estatística	172.09	0.37	231.95	60.23
Probabilidade	0.000	0.544	0.000	0.000
Modelo 3 - W Queen				
Estatística	172.69	0.35	232.67	60.33
Probabilidade	0.000	0.554	0.000	0.000
Modelo 4 - W Queen				
Estatística	174.93	0.15	233.07	58.28
Probabilidade	0.000	0.699	0.000	0.000
Modelo 1 - W Inv Dist				
Estatística	147.21	0.07	185.50	38.35
Probabilidade	0.000	0.798	0.000	0.000
Modelo 2 - W Inv Dist				
Estatística	166.15	0.06	217.69	51.60
Probabilidade	0.000	0.804	0.000	0.000
Modelo 3 - W Inv Dist				
Estatística	162.64	0.01	215.64	53.02
Probabilidade	0.000	0.921	0.000	0.000
Modelo 4 - W Inv Dist				
Estatística	166.17	0.28	213.92	48.03
Probabilidade	0.000	0.597	0.000	0.000

Tabela A.3 – Vendas (Modelo 1)

	Efeito Aleatórios	SAR -W Queen	SDM -W Queen	SAR -W Dist	SDM -W Dist
Constante	10.781*** <i>45.08</i>	7.190*** <i>26.06</i>	7.159*** <i>21.48</i>	6.813*** <i>22.96</i>	6.553*** <i>18.93</i>
ln_m2	0.44*** <i>9.86</i>	0.442*** <i>35.89</i>	0.458*** <i>38.31</i>	0.436*** <i>35.44</i>	0.454*** <i>38.03</i>
vagas	0.014 <i>0.92</i>	0.018*** <i>4.42</i>	0.018*** <i>4.63</i>	0.014*** <i>3.65</i>	0.017*** <i>4.30</i>
dormitório	0.029*** <i>3.61</i>	0.030*** <i>5.91</i>	0.033*** <i>6.74</i>	0.032*** <i>6.27</i>	0.034*** <i>6.93</i>
faixames	0.037*** <i>5.87</i>	0.033*** <i>9.79</i>	0.008* <i>1.75</i>	0.033*** <i>9.67</i>	0.013*** <i>2.72</i>
faixadistrito	0.148 <i>1.60</i>	0.169* <i>1.81</i>	0.155* <i>1.68</i>	0.146 <i>1.56</i>	0.147 <i>1.63</i>
faixa13	0.094*** <i>14.13</i>	0.071*** <i>19.71</i>	0.055*** <i>14.09</i>	0.069*** <i>18.86</i>	0.050*** <i>12.76</i>
W*ln_m2			-0.179*** <i>-7.25</i>		-0.200*** <i>-8.38</i>
W*vagas			-0.027*** <i>-3.24</i>		-0.008 <i>-1.28</i>
W*dormitório			-0.033*** <i>-3.12</i>		-0.057*** <i>-4.95</i>
W*faixames			0.026*** <i>4.40</i>		0.016** <i>2.44</i>
W*faixadistrito			0.057 <i>0.28</i>		0.097 <i>0.05</i>
W*ln_preço		0.272*** <i>13.63</i>	0.339*** <i>15.24</i>		0.394*** <i>16.03</i>
R ²	0.6204	0.9825	0.9836	0.9827	0.9838
R ² ajustado		0.6501	0.6074	0.6468	0.5884
Log-Máxima Verossimilhança		3917.71	4001.26	3936.98	4020.75
AIC		-7819.43	-7976.51	-7857.96	-8015.51

***Significante a 1%

Estatística-t assintótica em itálico

Observações = 3219

**Significante a 5%

Grupos = 87

*Significante a 10%

Tabela A.4 – Efeitos Diretos e Indiretos – Vendas (Modelo 1)

W Queen	Efeito Direto		Efeito Indireto		Efeito Total	
	SAR	SDM	SAR	SDM	SAR	SDM
ln_m2	0.449*** <i>35.22</i>	0.456*** <i>36.18</i>	0.157*** <i>10.29</i>	-0.033 <i>-1</i>	0.606*** <i>27.23</i>	0.422*** <i>10.81</i>
vagas	0.018*** <i>4.36</i>	0.017*** <i>4.04</i>	0.006*** <i>3.95</i>	-0.03** <i>-2.55</i>	0.024*** <i>4.31</i>	-0.014 <i>-0.98</i>
dormitório	0.031*** <i>5.93</i>	0.031*** <i>6.1</i>	0.011*** <i>5.06</i>	-0.031* <i>-1.96</i>	0.041*** <i>5.83</i>	0 <i>0.02</i>
faixames	0.034*** <i>9.98</i>	0.01** <i>2.3</i>	0.012*** <i>7.3</i>	0.042*** <i>5.73</i>	0.046*** <i>9.72</i>	0.052*** <i>7.54</i>
faixadistrito	0.169* <i>1.7</i>	0.166* <i>1.77</i>	0.059* <i>1.68</i>	0.153 <i>0.51</i>	0.228* <i>1.7</i>	0.319 <i>0.93</i>
faixa13	0.072***	0.056***	0.025***	0.027***	0.098***	0.083***

	<i>20.63</i>	<i>14.16</i>	<i>12.1</i>	<i>11.65</i>	<i>23.47</i>	<i>16.15</i>
W Inv Dist	Efeito Direto		Efeito Indireto		Efeito Total	
	SAR	SDM	SAR	SDM	SAR	SDM
In_m2	0.443*** <i>35.55</i>	0.453*** <i>37.43</i>	0.185*** <i>10.17</i>	-0.026 <i>-0.80</i>	0.628*** <i>26.17</i>	0.427*** <i>11.25</i>
vagas	0.015*** <i>3.68</i>	0.017*** <i>3.92</i>	0.006*** <i>3.37</i>	-0.002 <i>-0.17</i>	0.021*** <i>3.63</i>	0.015 <i>1.11</i>
dormitório	0.032*** <i>6.31</i>	0.031*** <i>5.85</i>	0.014*** <i>5.32</i>	-0.070*** <i>-3.63</i>	0.046*** <i>6.18</i>	-0.039* <i>-1.79</i>
faixames	0.033*** <i>9.54</i>	0.014*** <i>3.21</i>	0.014*** <i>6.92</i>	0.033*** <i>3.99</i>	0.047*** <i>9.15</i>	0.047*** <i>6.15</i>
faixadistrito	0.150 <i>1.56</i>	0.159* <i>1.70</i>	0.063 <i>1.53</i>	0.248 <i>0.77</i>	0.213 <i>1.55</i>	0.407 <i>1.11</i>
faixa13	0.070*** <i>19.97</i>	0.052*** <i>12.80</i>	0.029*** <i>12.13</i>	0.031*** <i>11.04</i>	0.099*** <i>23.28</i>	0.083*** <i>14.72</i>

***Significante a 1% Estatística-t assintótica em itálico Observações = 3219
**Significante a 5% Grupos = 87
*Significante a 10%

Tabela A.5 – Vendas – Resultados Gerais

	W Queen			W Inv Dist		
	Efeito Direto	Efeito Indireto	Efeito Total	Efeito Direto	Efeito Indireto	Efeito Total
Modelo 1 - faixames						
SEM	0.025*** <i>6.25</i>	-	0.025*** <i>6.25</i>	-	-	-
SDEM	0.013*** <i>2.92</i>	-	0.013*** <i>2.92</i>	-	-	-
Modelo 2 - ln_metros_peso						
SAR	0.005*** <i>10.79</i>	0.002*** <i>7.71</i>	0.006*** <i>10.5</i>	0.005*** <i>10.09</i>	0.002*** <i>6.86</i>	0.007*** <i>9.45</i>
SDM	0.002*** <i>3.59</i>	0.005*** <i>5.65</i>	0.007*** <i>7.91</i>	0.002*** <i>3.78</i>	0.005*** <i>4.27</i>	0.007*** <i>6.54</i>
SEM	0.004*** <i>6.97</i>	-	0.004*** <i>6.97</i>	-	-	-
SDEM	0.002*** <i>4.09</i>	-	0.002*** <i>4.09</i>	-	-	-
Modelo 3 - ln_metros_sempeso						
SAR	0.005*** <i>10.44</i>	0.002*** <i>7.35</i>	0.006*** <i>10.07</i>	0.004*** <i>10.22</i>	0.002*** <i>7.03</i>	0.006*** <i>9.70</i>
SDM	0.002*** <i>3.3</i>	0.006*** <i>5.93</i>	0.007*** <i>8.03</i>	0.002*** <i>3.55</i>	0.005*** <i>4.48</i>	0.007*** <i>6.81</i>
SEM	0.003*** <i>6.90</i>	-	0.003*** <i>6.90</i>	-	-	-
SDEM	0.002*** <i>3.91</i>	-	0.002*** <i>3.91</i>	-	-	-
Modelo 4 - ln_dist						
SAR	-0.011*** <i>-8.68</i>	-0.004*** <i>-6.46</i>	-0.015*** <i>-8.38</i>	-0.011*** <i>-7.97</i>	-0.004*** <i>-5.84</i>	-0.015*** <i>-7.53</i>

SDM	-0.000	-0.022***	-0.022***	0.002	-0.027***	-0.025***
	<i>0.22</i>	<i>-8.47</i>	<i>-8.61</i>	<i>1.02</i>	<i>-8.99</i>	<i>-8.88</i>
SEM	-0.006***	-	-0.006***	-	-	-
	<i>-3.82</i>	-	<i>-3.82</i>	-	-	-
SDEM	-0.000	-	-0.000	-	-	-
	<i>-0.41</i>	-	<i>-0.41</i>	-	-	-

***Significante a 1% Estatística-t assintótica em itálico Observações = 3219

**Significante a 5% Grupos = 87

*Significante a 10%

Tabela A.6 – Aluguel – Modelo 1

	Efeito Aleatórios	SAR -W Queen	SDM -W Queen	SAR -W Dist	SDM -W Dist
Constante	4.748***	4.176***	4.12***	4.525***	4.542***
	<i>21.46</i>	<i>20.24</i>	<i>14.03</i>	<i>20.60</i>	<i>13.38</i>
ln_m2	0.609***	0.598***	0.596***	0.603***	0.605***
	<i>13.03</i>	<i>35.79</i>	<i>34.66</i>	<i>36.16</i>	<i>35.43</i>
vagas	0.063***	0.063***	0.063***	0.063***	0.064***
	<i>3.65</i>	<i>9.43</i>	<i>9.42</i>	<i>9.44</i>	<i>9.56</i>
dormitório	0.024***	0.025***	0.025***	0.025***	0.025***
	<i>3.08</i>	<i>3.83</i>	<i>3.87</i>	<i>3.78</i>	<i>3.78</i>
faixames	0.026***	0.027***	0.027***	0.026***	0.022***
	<i>3.22</i>	<i>4.74</i>	<i>3.1</i>	<i>4.58</i>	<i>2.55</i>
faixadistrito	0.117	0.118	0.118	0.118	0.123
	<i>1.34</i>	<i>1.06</i>	<i>1.05</i>	<i>1.00</i>	<i>1.03</i>
faixa13	0.004	0.005	0.005	0.004	0.003
	<i>0.4</i>	<i>0.86</i>	<i>0.86</i>	<i>0.82</i>	<i>0.44</i>
W*ln_m2			0.031		0.022
			<i>0.92</i>		<i>0.60</i>
W*vagas			-0.01		-0.029**
			<i>-0.8</i>		<i>-2.08</i>
W*dormitório			0.01		0.003
			<i>0.75</i>		<i>0.19</i>
W*faixames			0.002		0.006
			<i>0.19</i>		<i>0.59</i>
W*faixadistrito			0.006		-0.195
			<i>0.03</i>		<i>-0.70</i>
W*ln_preço		0.08***	0.068***	0.032	0.043
		<i>3.55</i>	<i>2.28</i>	<i>1.33</i>	<i>1.28</i>
R ²	0.6766	0.959	0.959	0.9589	0.959
R ² ajustado		0.6835	0.6851	0.6788	0.6812
Log-Máxima Verossimilhança		2003.95	2004.91	1999.07	2001.66
AIC		-3991.90	-3983.82	-3982.14	-3977.31

***Significante a 1% Estatística-t assintótica em itálico Observações = 2294

**Significante a 5% Grupos = 62

*Significante a 10%

Tabela A.7 – Efeitos Diretos e Indiretos – Aluguel (Modelo 1)

W Queen	Efeito Direto		Efeito Indireto		Efeito Total	
	SAR	SDM	SAR	SDM	SAR	SDM

ln_m2	0.449*** 35.22	0.456*** 36.18	0.157*** 10.29	-0.033 -1	0.606*** 27.23	0.422*** 10.81
vagas	0.018*** 4.36	0.017*** 4.04	0.006*** 3.95	-0.03** -2.55	0.024*** 4.31	-0.014 -0.98
dormitório	0.031*** 5.93	0.031*** 6.1	0.011*** 5.06	-0.031* -1.96	0.041*** 5.83	0 0.02
faixames	0.034*** 9.98	0.01** 2.3	0.012*** 7.3	0.042*** 5.73	0.046*** 9.72	0.052*** 7.54
faixadistrito	0.169* 1.7	0.166* 1.77	0.059* 1.68	0.153 0.51	0.228* 1.7	0.319 0.93
faixa13	0.072*** 20.63	0.056*** 14.16	0.025*** 12.1	0.027*** 11.65	0.098*** 23.47	0.083*** 16.15

W Inv Dist	Efeito Direto		Efeito Indireto		Efeito Total	
	SAR	SDM	SAR	SDM	SAR	SDM
ln_m2	0.603*** 36.55	0.605*** 35.64	0.020 1.29	0.049 1.56	0.623*** 29.98	0.654*** 19.74
vagas	0.063*** 9.59	0.064*** 9.73	0.002 1.27	-0.027* -1.83	0.065*** 9.35	0.036** 2.24
dormitório	0.025*** 3.79	0.025*** 3.70	0.001 1.20	0.005 0.31	0.026*** 3.76	0.030* 1.79
faixames	0.026*** 4.45	0.022** 2.64	0.001 1.18	0.007 0.68	0.027*** 4.39	0.030*** 4.16
faixadistrito	0.115 0.98	0.120 1.02	0.004 0.67	-0.197 -0.67	0.119 0.98	-0.078 -0.24
faixa13	0.004 0.78	0.003 0.44	0.000 0.59	0.000 0.35	0.005 0.79	0.003 0.44

***Significante a 1% Estatística-t assintótica em itálico

**Significante a 5%

*Significante a 10%

Observações = 2294

Grupos = 62

Tabela A.8 – Aluguel – Resultados Gerais

	W Queen			W Inv Dist		
	Efeito Direto	Efeito Indireto	Efeito Total	Efeito Direto	Efeito Indireto	Efeito Total
Modelo 1 - faixames						
SEM	-	-	-	-	-	-
SDEM	-	-	-	-	-	-
Modelo 2 - ln_metros_peso						
SAR	0.003*** 3.81	0.0003** 2.4	0.003*** 3.77	0.003*** 3.51	0.000 1.17	0.003*** 3.46
SDM	0.002** 2.27	0.001 1.08	0.004*** 3.84	0.001 0.88	0.003*** 2.43	0.004*** 4.14
SEM	-	-	-	-	-	-
SDEM	-	-	-	-	-	-

	-	-	-	-	-	-
Modelo 3 - ln_metros_sempeso						
SAR	0.003***	0**	0.003***	0.003***	0.000	0.003***
	<i>3.78</i>	<i>2.51</i>	<i>3.74</i>	<i>3.58</i>	<i>1.28</i>	<i>3.54</i>
SDM	0.002**	0.001	0.004***	0.001	0.003*	0.004***
	<i>2.28</i>	<i>1.08</i>	<i>3.59</i>	<i>1.01</i>	<i>2.35</i>	<i>4.20</i>
SEM	-	-	-	-	-	-
	-	-	-	-	-	-
SDEM	-	-	-	-	-	-
	-	-	-	-	-	-
Modelo 4 - ln_dist						
SAR	-0.003	0.000	-0.003	-0.003	0.000	-0.003
	<i>-1.57</i>	<i>-1.36</i>	<i>-1.57</i>	<i>-1.36</i>	<i>-0.83</i>	<i>-1.35</i>
SDM	0.003	-0.014***	-0.011***	0.005***	-0.017***	-0.012***
	<i>1.07</i>	<i>-3.96</i>	<i>-3.71</i>	<i>1.74</i>	<i>-4.32</i>	<i>-4.00</i>
SEM	-	-	-	-	-	-
	-	-	-	-	-	-
SDEM	-	-	-	-	-	-
	-	-	-	-	-	-

***Significante a 1%

Estadística-t assintótica em itálico

Observações = 2294

**Significante a 5%

Grupos = 62

*Significante a 10%