

ANÁLISE DOS IMPACTOS DOS EFEITOS DO DESEMPREGO E RENDA REAL SOBRE A QUANTIDADE DE PASSAGEIROS TRANSPORTADOS PELO SISTEMA DE TRANSPORTE COLETIVO SOB PNEUS NA CIDADE DE SÃO PAULO

ANALYSIS OF THE IMPACTS OF THE EFFECTS OF UNEMPLOYMENT AND REAL INCOME ON THE QUANTITY OF PASSENGERS TRANSPORTED BY THE PUBLIC TRANSPORT SYSTEM UNDER TIRES IN THE CITY OF SÃO PAULO

MARGARIDO, Mario Antonio¹; PAULA-FERNANDES, Maria Eduarda de²; TUROLLA, Frederico Araújo³; CATTANI, Yan Nonato⁴.

RESUMO

Nos últimos anos, o cenário associado à economia brasileira se caracteriza em um elevado nível de desemprego e observada queda no nível de renda dos trabalhadores. Em função desse quadro adverso, a demanda por transporte coletivo, especialmente sob pneus, possui uma tendência de queda. Nesse sentido, o objetivo desse artigo é trazer em discussão a relação entre nível de desemprego e renda e seus impactos na quantidade de pessoas transportadas pelo sistema de transporte coletivo urbano sobre pneus em São Paulo. A metodologia adotada é a econometria de séries temporais e os resultados alcançados apontam que as variáveis renda média real do trabalhador e o número de pessoas desocupadas são estatisticamente significativas para explicar o comportamento da variável número de pessoas transportadas pelo sistema de ônibus na cidade de São Paulo.

Palavras-chave: Desemprego. Renda Real. Transporte Público. Econometria.

ABSTRACT

In recent years, the scenario associated with the Brazilian economy is characterized by a high level of unemployment and a drop in the income level of workers. Due to this adverse situation, the demand for public transport, whether for tires or rails, has a downward trend. In this sense, the objective of this article is to discuss the relationship between unemployment and income and its impacts on the number of people transported by the public transport system on tire in São Paulo. The methodology adopted is time series econometrics and the results obtained point out that the real average income of the worker and the number of unemployed people are statistically significant to explain the behavior of the variable number of people transported by the bus system in the city of São Paulo.

Key-words: Unemployment. Real income. Public transport. Econometrics.

INTRODUÇÃO

A queda da demanda pelo uso do sistema de transporte coletivo sobre pneus, aliado aos aumentos dos custos proporcionados pelas elevações do preço dos combustíveis, especialmente do óleo diesel, condiciona um expressivo impacto sobre o valor da tarifa de ônibus, afetando especialmente os usuários de classes de menor renda.

¹ Economista. Pezco Economics. São Paulo-SP. E-mail: mario.margarido@pezco.com.br

² Economista. Pezco Economics. São Paulo-SP. E-mail: mariaeduarda@pezco.com.br

³ Economista. Pezco Economics. São Paulo-SP. E-mail: fredtuolla@pezco.com.br

⁴ Economista. Pezco Economics. São Paulo-SP. E-mail: yan.cattani@pezco.com.br

Dessa forma, é possível estimar os impactos relativos as variações no nível de renda do consumidor e do número de desempregados sobre a quantidade transportada de passageiros pelo transporte coletivo sobre pneus na cidade por meio de cálculos de elasticidades. O conceito de elasticidade é relevante pois, entre outras inúmeras aplicações, permite prever como se comportará a receita de entidades públicas e privadas. Em relação à demanda, os estudos de elasticidades envolvem as variáveis quantidade, preço, renda do consumidor e preço dos produtos substitutos e complementares.

A variável preço é representada pela tarifa cobrada do usuário para utilizar o ônibus. No entanto, para se calcular a respectiva elasticidade preço, é necessário que essa variável apresente variabilidade ao longo do tempo, sendo que, esse não é o caso da tarifa, a qual, sofre reajuste em determinados momentos, e, posteriormente, se mantém fixa até o próximo reajuste. Em função disso, não será possível estimar diretamente a elasticidade preço da demanda pelo uso do transporte coletivo sobre pneus na cidade de São Paulo.

Alternativamente, é possível estimar os impactos relativos as variações no nível de renda do consumidor e do número de desempregados sobre a quantidade transportada de passageiros pelo transporte coletivo sobre pneus na cidade de São Paulo.

Portanto, o objetivo principal desse artigo é determinar como variações percentuais no nível de pessoas desempregadas e nível de renda impactam a quantidade de pessoas transportadas pelo sistema de transporte coletivo sobre pneus na cidade de São Paulo. A metodologia utilizada são diversos métodos relacionados aos modelos de séries temporais na análise econométrica aplicados à análise que compreende os dados históricos de 2012 a 2022.

BREVE REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Conforme ressalta BASTIAANSEN *et al.* (2020), a questão envolvendo transporte e acessibilidade a emprego tem obtido cada vez mais atenção por parte dos gestores públicos. Sendo assim, políticas de transporte devem ser delineadas para ampliar a probabilidade de acesso pela população, em especial as de baixa renda, ao mercado de trabalho. Estudos mostram que há uma relação positiva entre acesso a transporte e acesso ao emprego, sendo que a política de transporte deve levar em consideração quatro aspectos no que se refere ao seu delineamento, sendo eles: o acesso ao transporte público, propriedade de automóvel para o transporte individual, tempo de deslocamento e o acesso a empregos. Esse estudo mostra que o fato de ter veículo próprio, eleva consideravelmente a probabilidade de acesso ao emprego, serviços públicos e lazer. Também sugere que, a melhoria do acesso ao transporte coletivo amplia consideravelmente não somente o acesso aos serviços públicos, bem como o acesso ao emprego das pessoas de baixa renda.

Ainda de acordo com BASTIAANSEN *et al.* (2022), a estratégia de descentralização de muitas empresas e serviços, associada com a crescente concentração dos serviços de transporte público nos principais centros urbanos, tem ampliado as dificuldades de acesso das pessoas no que concerne ao acesso a empregos, em especial quando essas pessoas residem fora dessas áreas com acesso privilegiado. Os resultados desse estudo demonstram que a ampliação do acesso ao transporte coletivo aumenta as probabilidades dos indivíduos em acessarem emprego, em especial nas áreas metropolitanas e nas pequenas cidades com menores percentuais de proprietários de veículos e em bairros de baixa renda. Também evidencia que, principalmente os grupos de baixa escolaridade e estudantes, se beneficiam de melhor acesso ao emprego via utilização do transporte coletivo. Os resultados desse estudo assumem grande relevância para os formuladores de políticas públicas, uma vez que, principalmente os desempregados, os quais, dependem do transporte público, possam se beneficiar de políticas

públicas direcionadas diretamente, para melhorar a acessibilidade dessas pessoas ao emprego, possibilitando ampliar a mobilidade social dessas pessoas.

No caso dos países em desenvolvimento, HERNADÉZ (2020) destaca o papel fundamental do transporte público em promover o acesso da população de baixa renda ao emprego. Os autores quantificaram a acessibilidade do transporte público ao emprego em Montevideo, Uruguai. Para atingir tal objetivo, foi calculada uma medida cumulativa de acessibilidade a oportunidades de emprego para 1.063 pequenas áreas – aproximadamente 5-6 quarteirões cada – dentro de Montevideo. Essa medida, produz dados precisos sobre acessibilidade e pode ser atribuída a famílias individuais. De acordo com os autores, a acessibilidade em Montevideo está distribuída de forma desigual entre os diversos estratos sociais, sendo que, está concentrada nas áreas centrais (mais ricas) da cidade. Os resultados obtidos, via utilização de uma regressão logística multinível, indicou que maior acessibilidade a empregos com a utilização de transporte público, está associada a menor probabilidade de uma pessoa estar desempregada. Com base nesse resultado, pode-se inferir que, a melhoria da acessibilidade às oportunidades do mercado de trabalho via transporte público, pode contribuir para melhorar os resultados individuais em relação ao acesso ao emprego.

Por fim, NORMAN *et al.* (2017), estimaram a relação entre mudanças temporais no desemprego e alterações na acessibilidade ao mercado de trabalho na Suécia. A medida de acessibilidade é função do modelo de transporte, o qual, considera o comportamento do consumidor, todos os modais de viagens e diferentes componentes do tempo de viagem. Essa medida é mais precisa do que aquelas utilizadas em estudos anteriores, sendo consistente com análises do tipo Custo-Benefício. Os autores encontraram uma relação negativa, a qual é mais pronunciada no caso de trabalhadores com baixa escolaridade, entre mudanças na acessibilidade ao mercado de trabalho e mudanças no desemprego.

BASE DE DADOS

Os dados utilizados nesse estudo são o número total de passageiros transportados pelo sistema de transporte coletivo sobre pneus na cidade de São Paulo (*PAX_TRANSP*), disponibilizadas pela SPTrans e as séries históricas disponibilizadas pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), com base na Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua (PNAD Contínua)⁵ do número de pessoas desocupadas (*DESOCUPADOS*) e a série do rendimento médio real efetivamente recebido (*RMREAL*). O período da análise tem início em março de 2012 e término em maio de 2022⁶.

⁵ Trata-se da condição de ocupação. As pessoas em idade de trabalhar são classificadas, quanto à condição de ocupação na semana de referência, em ocupadas ou desocupadas. Sendo pessoas ocupadas aquelas nessa semana, tomaram alguma providência efetiva para consegui-lo no período de referência de 30 dias e que estavam disponíveis para assumi-lo na semana de referência. Consideram-se, também, como desocupadas as pessoas sem trabalho na semana de referência que não tomaram providência efetiva para conseguir trabalho no período de referência de 30 dias porque já haviam conseguido trabalho que iriam começar após a semana de referência. Nota: A Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua (PNAD Contínua) visa produzir indicadores para acompanhar as flutuações trimestrais e a evolução, a médio e longo prazos, da força de trabalho e outras informações necessárias para o estudo e desenvolvimento socioeconômico do País. A pesquisa é realizada por meio de uma amostra probabilística de domicílios, extraída de uma amostra mestra de setores censitários, de forma a garantir a representatividade dos resultados para os diversos níveis geográficos definidos. Mais informações: [Revisão da série de rendimentos do trabalho da PNAD Contínua](#), [Nota técnica sobre a composição da variável renda domiciliar per capita - PNAD Contínua](#), [Glossário - PNAD Contínua - mensal](#) e [Notas metodológicas - PNAD Contínua](#).

⁶ É necessário realçar que, o ideal seria ter acesso a disponibilidade de séries de desemprego e renda para a cidade de São Paulo, no entanto, utilizou-se as variáveis relacionadas ao número de pessoas

As respectivas variáveis dessazonalizadas são denominadas *PAX_TRANSP_d11*, *LDESOCUPADOS_d11* e *RMREAL_d11*, respectivamente. Foi aplicado o operador logaritmo neperiano sobre as três séries dessazonalizadas, sendo assim, os respectivos coeficientes estimados pelo modelo econométrico fornecem diretamente as respectivas elasticidades. Desse modo, as variáveis passaram a ser denominadas *LPAX_TRANSP_d11*, *LDESOCUPADOS_d11* e *LRMREAL_d11*, respectivamente.

METODOLOGIA

Foram utilizados diversos métodos econométricos relacionados com os modelos de séries temporais. Para a remoção dos respectivos componentes sazonais de cada série, foi utilizado o Método da Decomposição X13-ARIMA-SEATS⁷. Após a remoção da sazonalidade de cada série, foi utilizado o teste de raiz unitária *Dickey-Fuller* Aumentado (ADF)⁸ para a determinação da ordem de integração de cada série. Visando determinar se as variáveis convergem para o equilíbrio no longo prazo, foi aplicado o teste de Cointegração de *Johansen*⁹. A seguir, foi estimado o Modelo Vetorial de Correção de Erro (VEC)¹⁰ para determinar as magnitudes dos coeficientes de curto e longo prazo. Outros instrumentos utilizados foram a Decomposição da Variância dos Erros de Previsão e Função de Resposta de Impulso.

ANÁLISE DE RESULTADOS

No caso das três variáveis dessazonalizadas, em nível, as respectivas hipóteses nulas de raiz unitária para todos os modelos, não podem ser rejeitadas, uma vez que, a probabilidade de se cometer o Erro Tipo I, ou seja, rejeitar a respectiva hipótese nula e errar, está acima do nível de significância de 10% em todos os casos (Tabela 1). Portanto, quando consideradas em nível, todas as variáveis possuem raiz unitária.

Dado que, em nível, as três variáveis contêm raiz unitária, foi aplicada uma diferença de ordem um sobre cada uma delas para verificar se ainda, persiste a presença de raiz unitária. Para as variáveis *LPAX_TRANSP_d11* e *LRMREAL_d11*, as respectivas hipóteses nulas de raiz unitária, para todos os modelos, podem ser rejeitadas, uma vez que, os respectivos P-valores estão abaixo do nível de significância de 1% (Tabela 2). No caso da variável *LDESOCUPADOS_d11*, para os modelos com tendência determinística e somente e somente com constante, as respectivas hipóteses nulas de raiz unitária, não podem ser rejeitadas, pois, seus respectivos P-valores estão acima de 10%. No entanto, para o modelo *Random Walk*, ou seja, sem tendência determinística e sem constante, a hipótese nula de raiz unitária pode ser rejeitada ao nível de significância de 5%. É necessário destacar que, os testes de raiz unitária, possuem baixo poder, ou seja, seus resultados são influenciados pela presença ou não de termos determinísticos (tendência/constante) no modelo, pelo tamanho da amostra, pelo número de defasagens

desocupadas e renda média real como *proxies*, pois se referem ao Brasil, sabendo que as condições econômicas do país são distintas daquelas que prevalecem na cidade de São Paulo.

⁷ Detalhes sobre o Método da Decomposição X13-ARIMA-SEATS, podem ser encontrados em MARGARIDO, Mario Antonio. Análise da Série de Vendas do Varejo Restrito no Estado de São Paulo: uma aplicação do Método X12-ARIMA. *Revista IPT Tecnologia e Inovação*, v.5, n.17, ago. p.76-94. 2021.

⁸ Detalhes sobre o teste de raiz unitária ADF, podem ser encontrados em MARGARIDO, Mario A. e ANEFALOS, Lilian C. Testes de Raiz Unitária ADF e o *Software SAS*. *Agricultura em São Paulo*, 46(2), p. 19-45. 1999.

⁹ JOHANSEN, Soren; JUSELIUS, Katarina. Maximum likelihood estimation and inference on cointegration with applications to the demand for money. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, v.52, n.2, p.169-210, 1990.

¹⁰ MARGARIDO, Mario Antonio. *Teoria e Aplicações de Modelos de Séries Temporais em Economia*. São Paulo: Independente. 2020. 481p.

utilizados na estimação do modelo¹¹ e pela presença de quebras estruturais, sendo assim, os resultados obtidos são robustos.

Tabela 1 – Resultados dos Testes de Raiz Unitária ADF, variáveis em nível, *LPAX_TRANSP_d11*, *LDESOCUPADOS_d11* e *LRMREAL_d11*, Março de 2012 – Maio de 2022

Variáveis em Nível	Modelo	Estatística τ	Prob<Tau
<i>LPAX_TRANSP_d11</i>	Com tendência e constante (τ_τ)	-2.90897	0.1595
	Somente com constante (τ_μ)	-1.67422	0.4445
	Sem tendência e sem constante (τ)	-0.498678	0.5005
<i>LDESOCUPADOS_d11</i>	Com tendência e constante (τ_τ)	-0.224883	0.9926
	Somente com constante (τ_μ)	-1.5333	0.5168
	Sem tendência e sem constante (τ)	-0.215693	0.6088
<i>LRMREAL_d11</i>	Com tendência e constante (τ_τ)	-1.41189	0.8579
	Somente com constante (τ_μ)	-2.11446	0.239
	Sem tendência e sem constante (τ)	0.0146656	0.6875

Fonte: Elaborada a partir de dados básicos da SPTrans e IBGE.

Tabela 2 – Resultados dos Testes de Raiz Unitária ADF, variáveis diferenciadas de ordem um, *LPAX_TRANSP_d11*, *LDESOCUPADOS_d11* e *LRMREAL_d11*, Março de 2012 – Maio de 2022

Variáveis em Nível	Modelo	Estatística τ	Prob<Tau
<i>LPAX_TRANSP_d11</i>	Com tendência e constante (τ_τ)	-9.3867	2.165e-17
	Somente com constante (τ_μ)	-9.42648	2.217e-17
	Sem tendência e sem constante (τ)	-9.45043	6.039e-18
<i>LDESOCUPADOS_d11</i>	Com tendência e constante (τ_τ)	-2.20442	0.4865
	Somente com constante (τ_μ)	-1.85096	0.356
	Sem tendência e sem constante (τ)	-1.95644	0.04824
<i>LRMREAL_d11</i>	Com tendência e constante (τ_τ)	-8.17734	4.969e-13
	Somente com constante (τ_μ)	-8.32579	5.419e-14
	Sem tendência e sem constante (τ)	-8.36173	5.211e-15

Fonte: Elaborada a partir de dados básicos da SPTrans e IBGE.

Portanto, com base nos testes de raiz unitária ADF, pode-se inferir que as três variáveis são integradas de ordem um ($I(1)$), ou seja, para tornar cada uma delas estacionária, é necessário aplicar um diferença de ordem um. Uma vez determinada a ordem de integração de cada variável, agora será determinada a relação de longo prazo entre as variáveis, via teste de Cointegração de *Johansen*. No entanto, antes de realizar esse teste, é necessário determinar o número de defasagens. Nesse caso, foi utilizado o Critério de Informação de *Schwarz*, também denominado de *BIC*, o qual, apontou para a necessidade de duas defasagens.

Já determinado o número de defasagens para garantir que os resíduos não apresentem autocorrelação, o próximo passo consiste em determinar quais dos cinco casos possíveis deve ser utilizado no teste de cointegração, conforme apresentado em *Johansen* (1995)¹². Após sucessivos testes, o caso que melhor se adapta é o Caso 1, ou seja, sem termos determinísticos (tendência determinística e constante), tanto no VEC, ou seja, no curto prazo, quanto no termo de Correção de Erro (TCE), isto é, no longo prazo. A Tabela 3 apresenta os resultados para as estatísticas *traço* e *máximo autovalor*. Dado que os resultados estão muito próximos e a estatística *traço* é a mais utilizada, o foco da análise recairá sobre a estatística *traço*.

¹¹ No caso do exercício do presente texto, o número de defasagens utilizados em cada modelo foram obtidos de forma automática pelo próprio pacote econométrico.

¹² JOHANSEN, Soren. *Likelihood-based inference in cointegrated vector auto-regressive models*. New York: Oxford University Press, 1995. 267p. (Advanced Texts in Econometrics).

Nesse ponto, é necessário realçar que, o número de variáveis no sistema é definido como sendo igual a n , sendo que, nesse caso $n = 3$, pois há três variáveis no sistema. O número de vetores de cointegração é denominado r . Nesse caso, o número mínimo de vetores de cointegração é zero, enquanto, o número máximo de vetores de cointegração é três. Realçando que, cointegração significa que as variáveis convergem para o equilíbrio no longo prazo. Portanto, se não há nenhum vetor de cointegração, $r = 0$, logo as variáveis não convergem para o equilíbrio no longo prazo, há, somente, relação de curto prazo entre as variáveis, logo, deve-se estimar um Modelo Vetorial Autorregressivo (VAR) com todas as variáveis diferenciadas (estacionárias). Caso o número de vetores de cointegração seja máximo, nesse caso, $r = 3$, então há relação de longo prazo entre as variáveis, pois, as variáveis são cointegradas, então deve-se estimar um Modelo VAR com todas as variáveis em nível. A desvantagem na estimação do Modelo VAR, seja com as variáveis diferenciadas quanto em nível é que todos os coeficientes apresentam elevada correlação, invalidando dessa forma a análise econômica, em termos de elasticidades para os respectivos coeficientes estimados.

O resultado mais interessante é que é respeitada a seguinte restrição:

$$0 < r < n$$

ou seja, quando o número de vetores de cointegração é superior a zero, porém, menor que o número de variáveis no sistema. Nesse caso, as variáveis são cointegradas e deve-se estimar um Modelo Vetorial de Correção de Erro (VEC), o qual além de permitir a análise das elasticidades dos respectivos coeficientes estimados, gera os coeficientes de curto e longo prazo, respectivamente.

Tabela 3. Resultados dos Testes de Cointegração de *Johansen*, Variáveis *LPAX_TRANSP_d11*, *LDESOCUPADOS_d11* e *LRMREAL_d11*, Março de 2012 – Maio de 2022

Hipótese Nula	Hipótese Alternativa	Estatística Traço	P-valor	Estatística Máximo Autovalor	P-Valor
<i>Rank</i> = 0	<i>Rank</i> = 1	28.767	0.0116	20.780	0.0150
<i>Rank</i> = 1	<i>Rank</i> = 2	7.9866	0.2393	7.5266	0.2119
<i>Rank</i> = 2	<i>Rank</i> = 3	0.45999	0.5669	0.45999	0.5593

Fonte: Elaborada a partir de dados básicos da SPTrans e IBGE.

O teste de cointegração de *Johansen*, deve ser conduzido em etapas. Inicialmente deve-se contrapor a Hipótese Nula de que não há nenhum vetor de cointegração ($r = 0$) *versus* a Hipótese Alternativa de que há, pelo menos, um vetor de cointegração ($r = 1$). Com base no resultado da Tabela 3, a probabilidade de se cometer o Erro Tipo I, ou seja, rejeitar a Hipótese Nula de que não há nenhum vetor de cointegração, e errar, está abaixo do nível de significância de 5%, logo, rejeita-se a Hipótese Nula de que não há nenhum vetor de cointegração e não se rejeita a Hipótese Alternativa de que há, pelo menos, um vetor de cointegração. Dado que, pode ter mais de um vetor de cointegração, então, o teste de cointegração deve continuar, sendo que, dessa vez, a Hipótese Nula é de que há somente um vetor de cointegração ($r = 1$), contra a Hipótese Alternativa de que há, pelo menos, dois vetores de cointegração ($r = 2$). Conforme apresentado na Tabela 3, a probabilidade de rejeitar a Hipótese Nula e errar, está acima do nível de significância de 10% (23,93%), logo, não se rejeita a Hipótese Nula e pode-se inferir que o sistema apresenta somente um vetor de cointegração, logo, a restrição $0 < r < n$ ($0 < 1 < 3$), está sendo respeitada, e deve-se estimar um Modelo VEC.

Uma vez que determinado que as variáveis cointegram, ou seja, convergem para o equilíbrio no longo prazo, o próximo passo, consista na estimação do modelo VEC.

A Tabela 4, apresenta os elementos de curto prazo (α) e de longo prazo (β). Mais especificamente, os parâmetros betas, constituem o denominado vetor de cointegração.

Tabela 4.- Resultados do Modelo Vetorial de Correção de Erro (VEC), Variáveis $LPAX_TRANSP_d11$, $LDESOCUPADOS_d11$ e $LRMREAL_d11$, Março de 2012 – Maio de 2022

Parâmetros de Curto Prazo	Parâmetros de Longo Prazo*
$\alpha_{11} = -0.11561$	$\beta_{11} = 1.0000$
$\alpha_{21} = -0.033318$	$\beta_{12} = 0.30814$
$\alpha_{31} = 0.0037411$	$\beta_{13} = -2.7933$

*No momento da interpretação dos coeficientes para a análise econômica, é necessário inverter os sinais associados aos coeficientes de longo prazo β_{12} e β_{13} .

Fonte: Elaborada a partir de dados básicos da SPTrans e IBGE.

A análise do Modelo VEC, é iniciada pelos elementos de longo prazo. É importante realçar que foi necessária a inclusão de uma variável de intervenção do tipo *Level Shift* (LS)¹³, a qual, capta os efeitos decorrentes da Crise da COVID-19 a partir de abril de 2020 sobre a série do número de passageiros transportados pelo sistema de transporte coletivo sobre pneus na cidade de São Paulo, denominada $LS0420$. Matematicamente, o vetor de cointegração é representado como:

$$LPAX_TRANSP_d11_{t-1} + 0.30814 * LDESOCUPADOS_{d11t-1} - 2.7933 * LRMREAL_d11_{t-1} + 0.59358 * LS0420_{t-1}$$

A variável a ser normalizada é $LPAX_TRANSP_d11_{t-1}$, portanto, seu coeficiente assume valor igual a unidade. O valor 0.59358 se refere ao valor da variável de intervenção relativa a crise da COVID-19 em abril de 2020, a qual foi incorporada no Termo de Correção de Erro, ou vetor de cointegração.

Para gerar a equação do modelo, é necessário igualar o vetor de cointegração a zero, ou seja:

$$LPAX_TRANSP_d11_{t-1} + 0.30814 * LDESOCUPADOS_{d11t-1} - 2.7933 * LRMREAL_d11_{t-1} + 0.59358 * LS0420_{t-1} = 0$$

O próximo passo, consiste em isolar a variável normalizada ($LPAX_TRANSP_d11_{t-1}$), e inverter o sinal das demais, as quais, são consideradas como variáveis independentes:

$$LPAX_TRANSP_d11_{t-1} = -0.30814 * LDESOCUPADOS_{d11t-1} + 2.7933 * LRMREAL_{d11t-1} - 0.59358 * LS0420_{t-1}$$

A Tabela 5, apresenta os valores dos parâmetros estimados no Termo de Correção de Erro do Modelo VEC, bem como, os respectivos erro padrão das estimativas. Para se obter as respectivas estatísticas *t* de *Student*, basta dividir o coeficiente estimado pelo respectivo erro padrão.

Tabela 5. Valor do Parâmetro Estimado, Erro Padrão da Estimativa e Valor do Teste *t* de *Student* Calculado, Vetor de Cointegração com Variáveis de Intervenção

Valor do Parâmetro Estimado	Erro Padrão da Estimativa	Valor <i>t</i> de <i>Student</i> calculado
-----------------------------	---------------------------	--

¹³ A variável de intervenção do tipo *Level Shift* (LS), mostra que, houve uma quebra estrutural como efeitos permanentes no nível da série temporal. Em linhas gerais, essa variável é representada por uma variável binária *dummy*, a qual, assume valor igual a zero antes da ocorrência da quebra estrutural e valor igual a um após a sua ocorrência. Detalhes sobre os tipos, bem como a utilização de variáveis de intervenção em modelos de séries temporais, podem ser encontrados em VANDAELE, Walter. *Applied Time Series and Box-Jenkins Models*. New York: Academic Press, 1983. 417p.

-0.30814	0.11125	-2.77*
2.7933	0.12901	21.65*
-0.59358	0.075799	-7.83*

*Estatisticamente significativo ao nível de significância de 5%. O valor crítico da distribuição *t* de *Student* é |2.35336|

Fonte: Elaborada a partir de dados básicos da SPTrans e IBGE.

Os resultados da Tabela 5, mostram que, os três parâmetros estimados são estatisticamente significativos ao nível de significância de 5%, uma vez que, em módulo os respectivos valores das estatísticas *t* de *Student* calculadas, são maiores do que o módulo da estatística *t* de *Student* tabelada.

Em termos econômicos, a análise das elasticidades revela que, uma variação de 1% no número de pessoas desocupadas, induz variação média de redução -0.31% no número de passageiros transportados, no longo prazo (Tabela 4). O sinal do coeficiente estimado está de acordo com o que preceitua a teoria econômica, ou seja, o aumento do desemprego, em especial, no caso das pessoas de baixa renda, faz com que menos pessoas demandem o transporte coletivo. Essa relação é inelástica. Possivelmente, essa inelasticidade se deva ao fato de que, mesmo desempregadas, as pessoas precisam ser deslocar para procurar emprego e ir ao médico, por exemplo. No longo prazo é estimado a partir do sinal negativo do coeficiente α_{11} , mais precisamente o sinal negativo desse parâmetro mostra quanto do desequilíbrio é corrigido a cada período em relação à variável dependente número de passageiros transportados. Nesse caso, desequilíbrios no número de passageiros transportados são corrigidos em 11.56% a cada mês (Tabela 5). Portanto, pode-se inferir que, variação de 1% no número de pessoas desempregadas induz queda de 0,31% no número de passageiros transportados em até 8.65 meses. Esse resultado mostra que o impacto do aumento do desemprego não se transmite totalmente de forma instantânea sobre o número de passageiros transportados.

Análise semelhante se aplica à variável renda real. A variação de 1% na renda real induz em variação de aumento de 2.79% no número de passageiros transportados no longo prazo, ou seja, a variação de 1% na renda média real, induz variação no número de passageiros transportados em 2.79% em até 8.65 meses (Tabela 4). O sinal está com o que era esperado, um aumento na renda média real, eleva os deslocamentos das pessoas, confirmando que a relação entre essas duas variáveis é direta, além de elástica.

A variável de intervenção *LS0420*, captou o efeito da COVID-19 sobre o número de passageiros transportados. Nesse caso, o coeficiente estimado, mostra que, o nível da série número de passageiros transportados caiu 59,39% no pior momento da pandemia. Também, com base nesse resultado, pode-se inferir que, o efeito da Crise da COVID-19 sobre o número de passageiros transportados é permanente. Esse resultado é consistente com aquele encontrado com a utilização do Método X13-ARIMA-SEATS no P1, o qual, mostrou que, até 2023, o número de passageiros transportados pelo sistema de transporte coletivo sobre pneus na cidade de São Paulo, não retornará ao nível que prevalecia antes da pandemia.

Uma vez analisados os elementos de longo prazo a análise foca agora nos parâmetros de curto prazo. Apesar do parâmetro $\alpha_{21} = -0.033318$ ter sinal negativo, seu valor está muito próximo de zero; sendo assim, a variável número de pessoas desocupadas pode ser considerada como sendo fracamente exógena, ou seja, o número de pessoas desocupadas induz variações no número de passageiros transportados, entretanto não ocorre o contrário.

No caso da variável renda média real, o parâmetro $\alpha_{31} = 0.0037411$, além de possuir sinal positivo, é muito próximo de zero, logo essa variável é fracamente exógena. Dessa forma, variações na renda média real determinam variações no número de passageiros transportados, não ocorrendo o contrário, confirmando que a relação de causalidade é unidirecional.

A seguir são apresentados os resultados da Decomposição da Variância dos Erros de Previsão para cada variável. Conforme Margarido (2000, p. 132-133), “a decomposição dos erros

de previsão mostra o comportamento dinâmico apresentado pelas variáveis econômicas. Mais especificamente, este instrumental permite separar a variância do erro de previsão para cada variável em componentes que podem ser atribuídos pelas demais variáveis endógenas isoladamente, ou seja, revela em termos percentuais qual o efeito que um choque não antecipado sobre determinada variável tem sobre as demais variáveis pertencentes ao sistema”¹⁴.

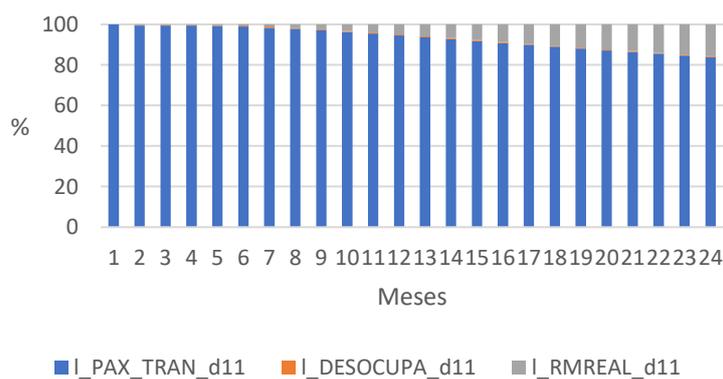
Decorridos 24 meses após um choque não antecipado¹⁵, com magnitude de um desvio padrão¹⁶, na variável *I_PAX_TRAN_d11*, mostra que a variável *I_PAX_TRAN_d11* contribui com 83.85% para seu próprio valor, enquanto, a variável *I_RMREAL_d11*, contribui com 15.71% na formação da variável *I_PAX_TRAN_d11*, e a variável *I_DESOCUPA_d11*, contribui com apenas 0.43% na formação da variável *I_PAX_TRAN_d11* (Figura 1). Esse resultado evidencia que a variável número de passageiros transportados é muito influenciada por ela própria.

No caso da variável *I_DESOCUPA_d11*, decorridos 24 meses após um choque não antecipado com magnitude de um desvio padrão, cerca de 36.25% de seu valor deve-se a ela própria, enquanto, a variável *I_PAX_TRAN_d11* curiosamente contribui com 62.65% no valor de *I_DESOCUPA_d11*, e a variável *I_RMREAL_d11* contribui com apenas 0.90% na formação da variável *I_DESOCUPA_d11* (Figura 2). Os resultados da Decomposição da Variância dos Erros de Previsão não se mostraram robustos, pois a expectativa era de o número de pessoas desocupadas fosse fortemente influenciada por ela própria.

Finalmente decorridos 24 meses após um choque não antecipado com magnitude de um desvio padrão em *I_RMREAL_d11*, 82.70% do valor de *I_RMREAL_d11*, devem-se a ela própria, enquanto, a variável *I_DESOCUPA_d11* contribui com 17.08% na formação de *I_RMREAL_d11*, e a variável *I_PAX_TRAN_d11*, contribui, com, apenas 0.21% na formação da variável *I_RMREAL_d11*, conforme pode ser visualizado na Figura 3. Esses resultados já eram esperados, a renda média do trabalhador é pesadamente influenciada por ela própria, enquanto o número de pessoas desocupadas também contribuem para seu valor, porém, em menor escala.

Figura 1. Decomposição da Variância dos Erros de Previsão, Variável *I_PAX_TRAN_d11*.

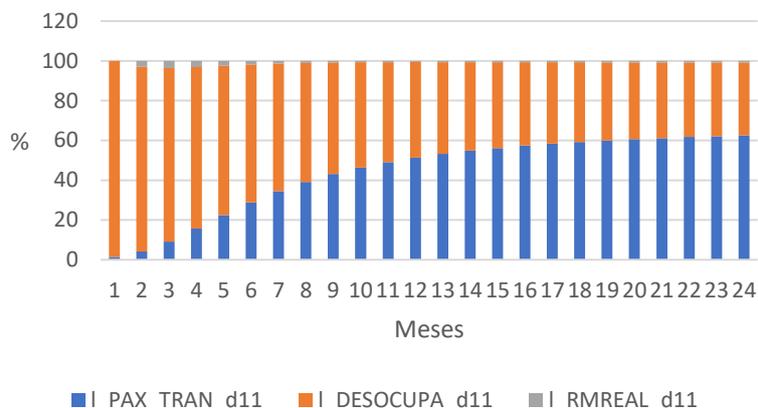
Fonte: Elaborada a partir de dados básicos da SPTrans e IBGE.



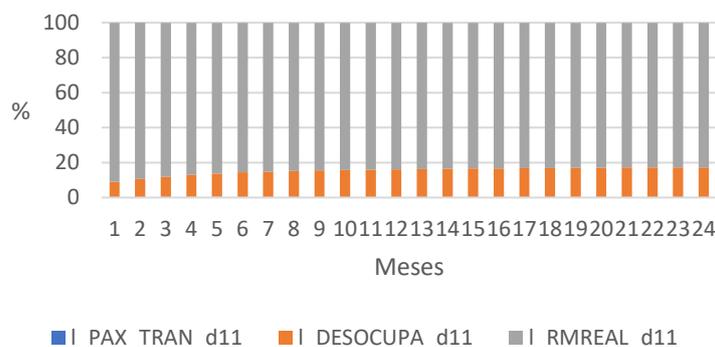
¹⁴ Margarido, Mario A. Transmissão de preços agrícolas internacionais sobre preços agrícolas domésticos: o caso do Brasil. Universidade de São Paulo, Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz (ESALQ/USP). Tese de Doutorado. 2000.

¹⁵ É necessário que o choque seja não antecipado para que os agentes econômicos não consigam levantar subterfúgios para se protegerem desse choque.

¹⁶ A magnitude do choque é determinado pelo próprio *software*. Lembrando que, nesse caso o choque é adimensional.

Figura 2. Decomposição da Variância dos Erros de Previsão, Variável $I_DESOCUPA_d11$.

Fonte: Elaborada a partir de dados básicos da SPTrans e IBGE.

Figura 3. Decomposição da Variância dos Erros de Previsão, Variável I_RMREAL_d11 .

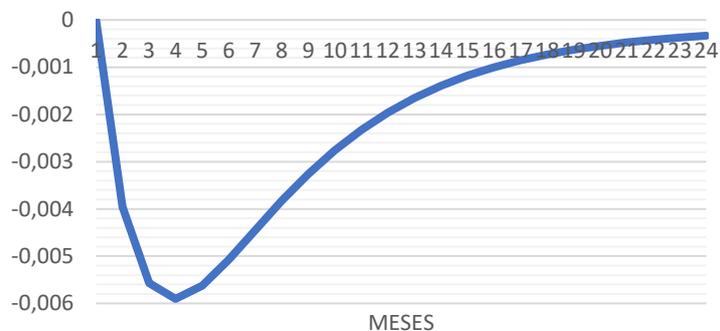
Fonte: Elaborada a partir de dados básicos da SPTrans e IBGE.

Finalmente são apresentadas as respectivas Funções de Resposta de Impulso. Em linhas gerais, a Função de Resposta de Impulso mostra a trilha temporal que determinada variável irá percorrer diante de um choque não antecipado na própria variável, bem como choques originados em outras variáveis. Após um choque não antecipado na variável número de pessoas desocupadas induz queda continua no número de passageiros transportados até o quarto mês após esse choque inicial, o qual, corresponde a seu vale, ou, menor valor. A partir do quarto mês após o choque inicial, o número de passageiros transportados reverte sua trajetória e passa a crescer, porém, lentamente, se estabilizando por volta do vigésimo quarto mês após o choque inicial (Figura 4). Aparentemente, esse é um resultado robusto. Ao se elevar o número de desempregados, há menos deslocamento de pessoas num primeiro momento. No entanto, posteriormente, essas pessoas precisam se deslocar seja, para atender seus compromissos, por exemplo, por questões de saúde, seja para procurar um novo emprego etc. É necessário realçar que ao final do processo a função de resposta de impulso não retorna ao nível inicial, indicando uma mudança estrutural permanente na relação entre as variáveis número de desocupados e número de passageiros transportados.

Após um choque não antecipado na variável renda real média, o número de passageiros transportados, curiosamente, apresenta queda entre o primeiro e segundo mês após o choque inicial. A partir dessa data, o número de passageiros transportados cresce a taxas crescentes até o sexto mês após o choque inicial. A seguir, o número de passageiros continua com trajetória crescente, porém, cresce a taxas decrescentes até se estabilizar por volta do vigésimo quarto

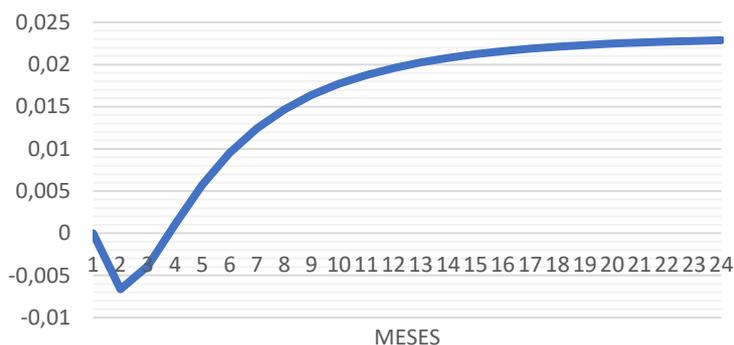
mês após o choque inicial (Figura 5).

Figura 4. Função de Resposta de Impulso, Choque Não Antecipado da Variável $I_DESOCUPA_d11$, Resposta da Variável $I_PAX_TRAN_d11$.



Fonte: Elaborada a partir de dados básicos da SPTrans e IBGE.

Figura 5. Função de Resposta de Impulso, Choque Não Antecipado da Variável I_RMREAL_d11 , Resposta da Variável $I_PAX_TRAN_d11$.



Fonte: Elaborada a partir de dados básicos da SPTrans e IBGE.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Dois fatores impactam as receitas tarifárias provenientes do transporte de passageiros pelo sistema de ônibus na cidade de São Paulo: o primeiro deles, intrínseco à própria atividade que é a sazonalidade, que impacta a receita tarifária no curto prazo; já o segundo que impacta a receita tarifária do segmento de transporte coletivo sobre pneus na cidade de São Paulo se refere ao fato de que essa receita é pró-cíclica, ou seja, depende das condições econômicas prevalentes. Em outras palavras quando a economia está em expansão, a renda se eleva, o desemprego diminui e mais pessoas pagam para utilizar o sistema de transporte coletivo sobre pneus na cidade de São Paulo, ocorrendo o contrário quando o cenário é de retração econômica.

O caso aqui apresentado mostrou que as variáveis renda média real do trabalhador e número de pessoas desocupadas são estatisticamente significativas para explicar o comportamento da variável número de pessoas transportadas pelo sistema de ônibus na cidade de São Paulo. Os resultados do modelo econométrico mostraram que a principal variável que afeta o número de passageiros transportados é a renda média real do trabalhador em uma magnitude de variação de 1% na renda média real do trabalhador impactando a variação de 2.79%, na média, no número de passageiros transportados em um período de até 8.5 meses,

configurando uma relação elástica entre as duas variáveis.

O número de pessoas desocupadas impacta o número de passageiros transportados, porém, de forma negativa. A variação de 1% no número de pessoas desocupadas induz variação de -0.31% no número de passageiros transportados em até 8.5 meses, sendo que, nesse caso, a relação é inelástica.

É necessário realçar que a economia brasileira, desde 2014, apresenta um quadro com elevadas taxas de desemprego com a consequente queda do nível de renda dos trabalhadores. Dado que essas são variáveis relevantes para explicar o número de passageiros transportados pelo sistema de ônibus na cidade de São Paulo essa é uma situação preocupante, pois, essas duas variáveis, apresentam expressiva variabilidade, em decorrência das condições da economia, e, exige cada vez mais intervenções municipais, via subsídios, para sustentar o sistema coletivo de transporte de passageiros da cidade. Portanto, torna-se de extrema relevância novas oportunidades de geração de receitas extra tarifárias, de preferência, de caráter permanente e menos dependente das condições econômicas e de variabilidade para reduzir a necessidade de subsídios municipais no transporte coletivo sobre pneus na cidade de São Paulo.

REFERÊNCIAS

- BASTIAANSSEN, Jeroen; JOHNSON, Daniel; LUCAS, Karen. Does better job accessibility help people gain employment? The role of public transport in Great Britain. *Urban Studies*, Vol. 59(2) 301–322, 2022.
- BASTIAANSSEN, Jeroen; JOHNSON, Daniel; LUCAS, Karen. Does transport help people to gain employment? A systematic review and meta-analysis of the empirical evidence. *Transport Reviews*, 40 (5). pp. 607-628, ISSN 0144-1647. Institute for Transport Studies, 34-40 University Road, Leeds LS2 9JT, United Kingdom.
- HERNÁNDEZ, Diego; HANSZ, Matrín; MASSOBRIO, Renzo. Job accessibility through public transport and unemployment in Latin America: the case of Montevideo (Uruguay). *Journal of Transport Geography*, May, 2020.
- JOHANSEN, Soren. Likelihood-based inference in cointegrated vector auto-regressive models. New York: Oxford University Press, 1995. 267p. (Advanced Texts in Econometrics).
- JOHANSEN, Soren; JUSELIUS, Katarina. Maximum likelihood estimation and inference on cointegration with applications to the demand for money. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, v.52, n.2, p.169-210, 1990.
- MARGARIDO, Mario A. Transmissão de preços agrícolas internacionais sobre preços agrícolas domésticos: o caso do Brasil. Universidade de São Paulo, Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz (ESALQ/USP). Tese de Doutorado. 2000.
- MARGARIDO, Mario Antonio. Teoria e Aplicações de Modelos de Séries Temporais em Economia. São Paulo: Independente. 2020. 481p.
- NORMAN, Therese; BÖRJESSON, Maria; ANDERSTIG, Christer. Labour Market Accessibility and Unemployment. *Journal of Transport Economics and Policy*, Volume 51, Part 1, January 2017, pp. 47–73