

MODELOS DE PROJEÇÃO DE VARIAÇÃO DE TRÁFEGO RODOVIÁRIO A PARTIR DE DADOS ECONÔMICOS: UM ESTUDO DE CASO PARA RODOVIAS CONCESSIONADAS BRASILEIRAS

Adriano Ferreira Schiavon

Frederico Rodrigues

Imtraff Consultoria e Projetos de Engenharia

RESUMO

Este trabalho tem o objetivo de apresentar o resultado da calibração de um modelo para cálculo de taxa de crescimento de tráfego rodoviário, separado por veículos leves (automóveis e motocicletas) e veículos pesados (ônibus e caminhões), a partir de dados macroeconômicos nacionais dos últimos vinte anos. A partir de análises estatísticas, observou-se forte correlação entre a variação anual do volume de tráfego de veículos leves e a variação do PIB *per capita* em US\$ 2010. Por outro lado, a evolução do tráfego de pesados se mostrou bastante aderente à variação do PIB brasileiro. Foram calibrados quatro modelos, sendo que dois são de mais fácil obtenção de dados e, conseqüentemente, aplicação.

1. INTRODUÇÃO

O tráfego rodoviário compõe 65% da matriz de transporte de carga brasileira (EPL, 2019). No ano de 2017, 1.782.339.101 veículos passaram por praças de pedágio no Brasil (ABCRb, 2019). Este número varia a cada ano, em função de diversos fatores, dentre os quais, se destacam as variáveis econômicas.

Por conseguinte, o conhecimento da evolução do fluxo de veículo, especialmente no futuro, é de suma importância para realização de diversos estudos de tráfego, transporte, concessões, investimentos públicos, dimensionamento de pavimento, manutenção. Já existe no Brasil uma série histórica para as últimas décadas de alguns dos dados macroeconômicos fornecidos por diversos órgãos públicos tais quais o Instituto de Pesquisas Econômicas Aplicadas (IPEA), o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) e o Banco Central. Além disso, órgãos internacionais como o Banco Mundial também disponibilizam vasta base de dados para uso público.

Quanto à base de dados de tráfego, pode-se citar o Plano Nacional de Contagem de Tráfego do Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes (DNIT). Porém este é bastante recente o que dificulta seu uso em análises de longo prazo. Há contudo o surgimento de uma série histórica bastante representativa realizada pela Associação Brasileira de Concessionárias de Rodovias (ABCR) para os últimos 20 anos no país.

De posse dos referidos dados, tanto de tráfego quanto econômicos, realizou-se a calibração de quatro modelos distintos de projeção da evolução do tráfego rodoviário. Os primeiros se destinaram a categoria de veículos leves, composto por automóveis e motocicletas e seus equivalentes, enquanto os demais foram para a categoria dos veículos pesados, composto por ônibus e caminhões assim como seus equivalentes.

2. MÉTODO UTILIZADO

Para a calibração do modelo, as etapas realizadas foram as seguintes: a) Obtenção de dados; b) Modelagem; c) Análise da Regressão e validação estatística; d) Cálculo de erro dos dados estimados.

2.1. Coleta e tratamento de dados

A elaboração dos modelos seguiu as etapas de coleta de dados e seu posterior tratamento com

o objetivo de tê-los próprios para análise e modelização. Segue o método utilizado.

2.1.1. Variáveis explicativas: dados macroeconômicos

Os dados macroeconômicos obtidos e testados estão apresentados a seguir. Para facilitar a leitura do texto, cada uma das variáveis foi denominada por uma letra e esta será a referência utilizada ao longo de todo o trabalho.

- A_i : Salário Mínimo, em R\$, no mês de janeiro de cada ano (IPEA, 2019);
- B_i : Produto Interno Bruto (PIB) per capita, em US\$ constantes para 2010 (US\$ 2010) (BANCO MUNDIAL, 2019);
- C_i : Salário Mínimo em Paridade de Poder de Compra (PPC), em US\$ (IPEA, 2019);
- D_i : Produto Nacional Bruto (PNB) per capita, em US\$ 2010 (BANCO MUNDIAL, 2019);
- E_i : Preço na bomba do litro da gasolina, em US\$ (BANCO MUNDIAL, 2019);
- F_i : Preço na bomba do litro do diesel, em US\$ (BANCO MUNDIAL, 2019);
- G_i : Índice de Preços ao Consumidor, em % (BANCO MUNDIAL, 2019); e
- H_i : Evolução do PIB, em % (BANCO MUNDIAL, 2019);

Foram obtidos os dados mensais para o período de 2.000 a 2.018, de onde foram extraídas as médias de janeiro a dezembro. No caso dos combustíveis, os dados foram bienais. Para obtenção dos anos ausentes foi feita a média entre os valores dos anos anterior e posterior. Os dados estão apresentados na Tabela 1.

Tabela 1: Dados utilizados para a calibração do modelo

Ano (i)	A_i	B_i	C_i	D_i	E_i	F_i	G_i	H_i
2000	136	8.803,15	142,67	8.558,95	0,80	0,34	7,04	4,39
2001	151	8.804,33	160,04	8.529,22	0,86	0,34	6,84	1,39
2002	180	8.954,84	166,70	8.662,03	0,92	0,34	8,45	3,05
2003	200	8.943,83	171,68	8.668,60	0,74	0,33	14,71	1,14
2004	240	9.346,04	182,85	9.077,58	0,55	0,31	6,60	5,76
2005	260	9.535,42	202,28	9.266,76	0,70	0,40	6,87	3,20
2006	300	9.805,72	238,14	9.565,44	0,84	0,49	4,18	3,96
2007	350	10.293,53	259,68	10.080,53	1,05	0,67	3,64	6,07
2008	380	10.710,87	277,93	10.454,96	1,26	0,84	5,68	5,09
2009	415	10.594,99	296,90	10.360,33	1,26	0,94	4,89	-0,13
2010	510	11.286,24	317,77	10.954,91	1,26	1,03	5,04	7,53
2011	540	11.627,81	328,08	11.321,71	1,42	1,09	6,64	3,97
2012	622	11.745,78	363,09	11.493,35	1,58	1,14	5,40	1,92
2013	678	11.993,48	377,48	11.847,68	1,49	1,08	6,20	3,00
2014	724	11.951,21	386,34	11.713,10	1,39	1,02	6,33	0,50
2015	788	11.431,15	385,20	11.183,31	1,33	1,02	9,03	-3,55
2016	880	10.962,63	398,28	10.732,88	1,27	1,02	8,74	-3,31
2017	937	10.990,19	420,56	10.785,85	1,15	0,99	3,45	1,06
2018	954	11.026,24	426,44	10.857,43	1,02	0,95	3,66	1,12

2.1.1. Variáveis dependentes: Índice ABCR

A variável preliminar a ser identificada é o Índice ABCR. A partir da previsão desta variável é possível obter as taxas de crescimento do tráfego futuro. Este índice é calculado a partir do fluxo de veículos que passa pelas praças de pedágio ao longo do país. O fluxo no ano de 1.999 foi normalizado em valor igual a 100 e a partir disso foi calculado o índice mensal para veículos leves e para veículos pesados, além do índice para o fluxo total de veículos. Há também os

índices dessazonalizados que levam em conta fatores do calendário Brasileiro.

Trata-se de uma fonte altamente confiável reconhecida nacionalmente e, por isto, foi a variável definida para a calibração preliminar dos modelos. Os dados utilizados já com a média realizada para os meses de janeiro a dezembro são apresentados na Tabela 2.

Tabela 2: Dados de tráfego utilizados para a calibração do modelo (ABCRA, 2019)

Ano	Série original			Valores dessazonalizados		
	Leves	Pesados	Total	Leves	Pesados	Total
2000	97,87	101,72	98,73	97,59	101,63	98,51
2001	97,29	107,03	99,46	97,34	107,04	99,50
2002	97,67	112,87	101,06	97,73	112,90	101,11
2003	95,00	113,52	99,14	95,01	113,51	99,14
2004	97,89	120,98	103,05	97,63	120,63	102,77
2005	100,82	121,91	105,53	100,82	122,00	105,56
2006	103,00	123,10	107,49	103,04	123,30	107,57
2007	109,48	129,63	113,99	109,53	129,66	114,03
2008	116,48	136,31	120,91	116,22	135,96	120,66
2009	121,09	132,38	123,60	121,14	132,34	123,63
2010	128,77	147,70	133,12	128,75	147,78	133,13
2011	136,89	156,74	141,44	136,88	156,85	141,48
2012	144,34	160,65	147,97	144,14	160,53	147,80
2013	150,22	165,61	153,59	150,31	165,69	153,68
2014	156,55	161,28	157,23	156,61	161,33	157,30
2015	155,89	151,34	154,25	156,01	151,38	154,33
2016	151,70	142,28	148,85	151,41	142,16	148,63
2017	154,86	143,47	151,51	154,95	143,76	151,64
2018	152,82	145,29	150,44	152,93	145,39	150,54

Para fins de exploração de modelos estatísticos, calculou-se também a variação anual, *i.e.*, o crescimento anual do tráfego, de cada um desses índices para procurar estabelecer outras possibilidades de correlação com as variáveis explicativas.

2.2. Modelagem via regressão linear múltipla

Para calibração dos modelos foi feito o uso do tradicional método de regressão linear múltipla. Graças a disponibilidade dos dados de tráfego distinguidos entre veículos leves e veículos pesados, os modelos testados foram elaborados para cada uma dessas categorias distintamente uma vez que, como se espera, seu comportamento ao longo do tempo não tende a ser homólogo. Além disso, também se usou como variável dependente o Índice ABCR e sua variação anual em modelos distintos a fim de buscar maiores possibilidades de correlação com as variáveis independentes utilizadas.

Foram utilizados dois *softwares* de cálculo no processo: Microsoft Excel e Tanagra. Este último trata-se de um programa de uso livre desenvolvido pelo professor Ricco Rakotomalala do Departamento de Ciências da Computação e Estatística da *Université Lyon 2*, na França (Rakotomalala, 2004). Os dados obtidos foram dispostos em uma planilha eletrônica de onde foram exportados via macro para o programa citado. O Tanagra possibilita, por meio da função *backward elimination*, a realização de procedimentos automáticos de criação de regressões com várias variáveis independentes excluindo em cada etapa aquelas que não estão conforme estatisticamente. O processo de exclusão se dá pelos parâmetros de *valor-p*, com valor máximo aceitável especificado em 0,05, e do teste de *t de student*. O resultado final da regressão também

apresenta o valor-F que também foi levado em conta. Devido sua importância, estes três parâmetros estão brevemente explanados a seguir, conforme Deviant (2010).

2.2.1. Valor-p

Em análises estatísticas, é costumeiro realizar testes de hipóteses. Neste, busca-se validar um certo dado ou experimento. Para tanto, define-se uma hipótese da qual pode ser definida sua hipótese completamente oposta e que seja de fácil rejeição ou rejeitável. Esta é chamada de hipótese nula e tem a notação h_0 e aquela é chamada de hipótese alternativa e tem notação h_1 .

O valor-p representa a chance dos resultados obtidos terem ocorrido por sorte/acaso e, portanto, representa o nível de confiabilidade da hipótese nula. Este varia de 0 a 1, sendo que quanto maior ele é, menor é a correlação entre os dados. De forma geral, quando o valor-p é inferior a 0,05 (5%), este pode ser considerado significativo para que a hipótese nula seja descartada e a hipótese alternativa considerada válida.

2.2.2. Valor-F de Fisher

Além do valor-p, um outro teste foi utilizado para validar os resultados obtidos. No caso de regressões lineares, o teste consiste em comparar os resultados obtidos da regressão linear com a hipótese nula onde todos os coeficientes das variáveis independentes são nulos. O valor-F deve ser comparado com o valor-F crítico que é o limite mínimo onde a hipótese nula pode ser descartada.

2.2.3. Teste t de Student

O teste t de Student foi utilizado para comparar as médias de duas observações distintas ou de duas partes distintas de uma observação. Assim como o valor-F, o teste t também possui um valor mínimo crítico que define a partir de quando as médias são suficientemente e estatisticamente distintas.

3. OBTENÇÃO DOS MODELOS

3.1. Veículos leves

Conforme mencionado anteriormente, foram elaborados modelos para cada categoria de veículos. A seguir são apresentados os modelos para obtenção do Índice ABCR e de sua variação anual.

3.1.1. Índice ABCR para veículos leves

Por meio da função *backward elimination* foram inseridas todas as variáveis explicativas, bem como o Índice ABCR no programa Tanagra. No primeiro resultado obtido, as variáveis D_i , F_i , G_i e H_i foram eliminadas nesta ordem. Porém, o coeficiente de interceptação do eixo das ordenadas apresentou valor-p igual à 0,43. Além disso, devido ao significativo número de variáveis explicativas, buscou-se realizar outras tentativas com as variáveis restantes.

O melhor modelo obtido foi o que utilizou a variável B_i . Ele apresentou valor-p da regressão igual a 0,0000, valor-F de Fisher igual a 74,7354 ($F_{min} = 0,000000$) e R^2 corrigido de 0,804. O valor de t de student mínimo para esse caso foi de 1,753. O resultado da regressão está explicitado na Equação 2 e os resultados apresentados na Tabela 3.

$$Indice\ ABCR_{leves,dessazonalizado,i} = -80,845 + 0,0196 \times B_i \quad (1)$$

Em que: $Indice\ ABCR_{leves,dessazonalizado,i}$ é o Índice ABCR dessazonalizado para veículos leves no

ano i ; e

B_i é o PIB *per capita* em US\$2010 no ano i .

Tabela 3: Modelo Índice ABCR veículos leves dessazonalizado *versus* variável B_i

Variável	Coef.	Desvio padrão	t de student	Valor-p da variável
Intercepto	-80,845	23,9019	-3,382	0,003540
B_i	0,0196	0,00227	8,645	0,000000

3.1.2. Variação anual do índice ABCR para veículos leves

Na primeira tentativa de regressão linear, as variáveis F_i , H_i , C_i , D_i e E_i foram eliminadas nesta ordem. O resultado obtido foi globalmente aceitável com R^2 corrigido de 0,826. Todos os outros parâmetros também se mostraram aceitáveis (F de Fisher = 359,3049; F,min = 0,000000; valor-p = 0,0000, t,min = 1,753). O modelo e os resultados são apresentados na Equação 2 e na Tabela 4 respectivamente.

$$\Delta(\text{Índice ABCR}_{\text{leves, dessazonalizado}})_{\text{anual}, i} = 0,761 + 10^{-3} \times (-0,126 \times A_i + 0,034 \times B_i - 5,408 \times G_i) \quad (2)$$

Em que: $\Delta(\text{Índice ABCR}_{\text{leves, dessazonalizado}})_{\text{anual}, i}$ é a variação anual do Índice ABCR dessazonalizado para veículos leves no ano i ;

A_i é o Salário mínimo, em R\$ no mês de janeiro do ano i ; e

G_i é o Índice de Preços ao Consumidor em % no ano i .

Tabela 4: Modelo calibrado para variação anual do Índice ABCR veículos leves dessazonalizado *versus* variáveis A_i , B_i e G_i

Variável	Coef.	Desvio padrão	t de student	Valor-p da variável
Intercepto	0,761	0,045462	16,753007	0,000000
A_i	-1,26E-4	0,000019	-6,696863	0,000007
B_i	3,4E-5	0,000005	7,216153	0,000003
G_i	-5,408E-3	0,001259	-4,296301	0,000637

3.2. Veículos pesados

Conforme realizado para a categoria de veículos leves, o mesmo procedimento foi realizado para obtenção dos dois modelos de regressão para esta categoria de veículos. Seguem os resultados obtidos.

3.2.1. Índice ABCR para veículos pesados

Seguindo o mesmo procedimento, os testes para veículos leves já na primeira etapa eliminaram as variáveis A_i , D_i , E_i , H_i , C_i e G_i nesta ordem. O modelo de regressão obtido teve como variáveis explicativas os parâmetros B_i e F_i com R^2 corrigido igual à 0,980, valor-p da regressão igual à 0,0000 e valor-F de Fisher igual à 449,3550, sendo Fmin = 0,000000. O valor mínimo de t de student é de 1,746. O modelo e os resultados obtidos são apresentados, respectivamente, na Equação 3 e na Tabela 5.

$$\text{Índice ABCR}_{\text{pesados, dessazonalizado}, i} = -86,689 + 0,0227 \times B_i - 20,034 \times F_i \quad (3)$$

Em que: $\text{Índice ABCR}_{\text{pesados, dessazonalizado}, i}$ é o Índice ABCR dessazonalizado para veículos

pesados no ano i ; e

F_i é o preço na bomba do litro do diesel em US\$ no ano i .

Tabela 5: Modelo calibrado para Índice ABCR veículos pesados dessazonalizado *versus* variáveis B e F

Variável	Coef.	Desvio padrão	t de student	Valor-p da variável
Intercepto	-86,689	17,864443	-4,852597	0,000176
B_i	2,267E-2	0,002244	10,106229	0,000000
F_i	-20,034	7,794215	-2,570491	0,020534

3.2.2. Variação anual do índice ABCR para veículos pesados

Semelhantemente ao procedimento realizado nas seções anteriores, foram eliminadas as variáveis C_i , F_i , G_i , E_i , A_i , D_i e B_i , nesta ordem, restando somente a variável H_i . O valor de R^2 corrigido para este modelo foi igual a 0,781, menor que o do modelo anterior. Porém, a simplicidade deste modelo, assim como os resultados dos parâmetros estatísticos, está a favor da recomendação deste para uso. O valor-p da regressão encontrado foi de 0,0000, o valor-F de Fisher igual a 65,1319, sendo o F,min igual à 0,000000. O valor mínimo do t de student para este caso é igual a 1,740. O modelo gerado é apresentado na Equação 4 e os resultados obtidos na Tabela 6.

$$\Delta(\text{Índice ABCR}_{\text{pesados, dessazonalizado}})_{\text{anual}} = 0,981 + 0,0135 \times H_i \quad (4)$$

Em que: $\Delta(\text{Índice ABCR}_{\text{pesados, dessazonalizado}})_{\text{anual}, i}$ é a variação anual do Índice ABCR dessazonalizado para veículos leves no ano i ; e

H_i é a variação anual do PIB em % no ano i ;

Tabela 6: Modelo calibrado para variação anual do Índice ABCR veículos pesados dessazonalizado *versus* variável H

Variável	Coef.	Desvio padrão	t de student	Valor-p da variável
Intercepto	9,871E-1	0,006253	157,861840	0,000000
H_i	1,351E-2	0,001674	8,070431	0,000000

3.3. Cálculo do erro médio absoluto

Rodrigues (2007) aplica o método simplificado do erro médio absoluto para avaliação preliminar da qualidade dos modelos de regressão. Esse método consiste no cálculo da média da diferença absoluta entre os valores preditos pelo modelo de regressão e os valores reais conhecidos das variáveis dependentes. Sua fórmula de calcula é apresentada na Equação 5.

$$E_{ma} = \sum \frac{\sqrt{(R_o - R_e)^2}}{n} \quad (5)$$

Em que: E_{ma} é o erro médio absoluto;

R_o é o valor observado;

R_e é o valor predito pelo modelo; e

n é o número de observações.

Na Tabela 7 estão apresentados os valores obtidos com a diferença entre o observado e o obtido pelos modelos para veículos leves. O valor do erro médio para a Equação 1 foi razoável, igual

a 7%. Já para a Equação 2 o erro médio foi ainda menor, igual a 1,0%. Já a Tabela 8 apresenta os resultados para veículos pesados. O valor do erro médio para as equações 3 e 4 foi pequeno, igual a 1,6%.

Tabela 7: Erro médio absoluto obtido para veículos leves

Ano	Leves	Eq. 1	E_{ma1}	Δ_{leves}	Eq. 2	E_{ma2}
2000	97,587	91,982	5,604	0,976	1,005	0,029
2001	97,339	92,005	5,333	0,997	1,004	0,007
2002	97,726	94,965	2,761	1,004	0,997	0,007
2003	95,013	94,748	0,265	0,972	0,960	0,012
2004	97,628	102,657	5,029	1,028	1,013	0,015
2005	100,822	106,380	5,558	1,033	1,015	0,017
2006	103,040	111,695	8,655	1,022	1,034	0,012
2007	109,529	121,286	11,758	1,063	1,047	0,016
2008	116,225	129,492	13,267	1,061	1,047	0,015
2009	121,144	127,213	6,069	1,042	1,043	0,000
2010	128,755	140,805	12,050	1,063	1,053	0,010
2011	136,878	147,521	10,642	1,063	1,052	0,011
2012	144,137	149,840	5,703	1,053	1,053	0,000
2013	150,307	154,711	4,403	1,043	1,050	0,007
2014	156,606	153,879	2,727	1,042	1,042	0,000
2015	156,010	143,654	12,355	0,996	1,002	0,005
2016	151,413	134,442	16,971	0,971	0,976	0,005
2017	154,954	134,984	19,970	1,023	0,998	0,025
2018	152,926	135,693	17,233	0,987	0,996	0,009

Tabela 8: Erro médio absoluto obtido para veículos pesados

Ano	Pesados	Eq. 3	E_{ma3}	$\Delta_{Pesa.}$	Eq. 4	E_{ma4}
2000	101,625	106,067	4,442	1,015	1,040	0,025
2001	107,045	106,094	0,951	1,053	1,000	0,054
2002	112,896	109,506	3,390	1,055	1,022	0,032
2003	113,514	109,557	3,958	1,005	0,996	0,009
2004	120,635	118,975	1,660	1,063	1,059	0,004
2005	122,004	121,465	0,539	1,011	1,024	0,013
2006	123,298	125,790	2,492	1,011	1,034	0,024
2007	129,665	133,343	3,678	1,052	1,063	0,011
2008	135,960	139,298	3,338	1,049	1,050	0,001
2009	132,344	134,768	2,424	0,973	0,979	0,006
2010	147,780	148,535	0,755	1,117	1,083	0,034
2011	156,852	155,177	1,676	1,061	1,035	0,027
2012	160,535	156,749	3,786	1,023	1,007	0,017
2013	165,690	163,567	2,123	1,032	1,022	0,011
2014	161,332	163,810	2,479	0,974	0,988	0,014
2015	151,377	152,021	0,643	0,938	0,933	0,005
2016	142,156	141,399	0,757	0,939	0,936	0,003
2017	143,764	142,725	1,039	1,011	0,995	0,016
2018	145,394	144,244	1,150	1,011	0,996	0,015

4. OBTENÇÃO DAS TAXAS DE CRESCIMENTO ANUAL DO TRÁFEGO

Os modelos obtidos preveem o Índice ABCR e sua variação anual. No entanto ainda é preciso obter o valor percentual da variação anual de tráfego em cenários futuros, a partir da previsão das variáveis econômicas. Para cada categoria de veículos obteve-se dois modelos: um para

obtenção direta do valor do Índice ABCR e outra calculada a partir da variação anual deste índice calculado por meio da divisão do valor no ano i pelo valor no ano $i-1$.

Para a obtenção da variação do fluxo de veículos ano a ano (taxa de crescimento), deve-se ainda utilizar a Equação 6. Ressalta-se que no primeiro caso este cálculo deve ser feito após a aplicação dos modelos de regressão. Já no segundo caso, o quociente entre os valores do Índice ABCR já foi realizado e o resultado obtido pode ser inserido diretamente na equação.

$$TxAnual, evolução, tráfego_i = \left[\left(\frac{ÍndiceABCRI_i}{ÍndiceABCRI_{i-1}} \right) - 1 \right] \times 100 \quad (6)$$

Onde: TxAnual, evolução, tráfego_{*i*} é a taxa anual de evolução do tráfego no ano i ;

ÍndiceABCRI_{*i*} é o valor do Índice ABCR no ano i ; e

ÍndiceABCRI_{*i-1*} é o valor do Índice ABCR no ano $i-1$;

5. CONCLUSÃO

A correlação de dados econômicos com variáveis de fluxo de veículos em rodovias, objetivo inicial deste trabalho, mostrou aderência satisfatória, o que permitiu a calibração de modelos de previsão de variação fluxo de tráfego rodoviário, separadamente para veículos leves e pesados. Os modelos possuem validação estatística e apresentaram baixo erro médio, quando comparado o real com o previsto. Os modelos de nº 1 e 3 possuem boa precisão e necessitam de menos dados para aplicação e, portanto, possuem maior aplicabilidade.

Apesar da base de dados de tráfego ser exclusiva de rodovias concessionadas, os modelos obtidos podem e devem ser testados em rodovias sobre jurisdição exclusiva do poder público. Por fim, solicita-se às comunidades técnica e científica a aplicarem o modelo para validação ou contribuições de melhoria nesta ferramenta.

REFERÊNCIAS

- ABCR (2019a) Índice ABCR – Associação Brasileira de Concessionárias de Rodovias. Disponível em: <<http://www.abcr.org.br/Conteudo/Secao/22/indice+abcr.aspx>>. Acesso em: 01/jul/2019.
- ABCR (2019b) Setor em Números – Associação Brasileira de Concessionárias de Rodovias. Disponível em: <<http://www.abcr.org.br/Conteudo/Secao/49/trafego.aspx>>. Acesso em: 05/jul/2019
- Banco Central (2019) Sistema de Expectativas de Mercado. Disponível em: <<https://www3.bcb.gov.br/expectativas/publico/consulta/serieestatisticas>>. Acesso em: 05/jul/2019
- Banco Mundial (2019) Les données ouvertes de la Banque Mondiale. Disponível em: <<https://donnees.banquemondiale.org/>>. Acesso em: 01/jun/2019.
- Deviant, S. (2010) The Practically Cheating Statistics Handbook. CreateSpace Publishing, Estados Unidos da América.
- EPL (2016) Transporte inter-regional de carga no Brasil – Panorama 2015. Empresa de Planejamento e Logística S.A. Disponível em: <<https://www.epl.gov.br/transporte-inter-regional-de-carga-no-brasil-panorama-2015>>. Acesso em: 05/jul/2019
- IPEA (2019) Base de dados públicos do Instituto de Pesquisas Econômicas Aplicadas. Disponível em: <<http://www.ipeadata.gov.br/Default.aspx>>. Acesso em: 02/jun/2019.
- Rakotomalala, R (2004) Le projet TANAGRA. Disponível em : <<http://eric.univ-lyon2.fr/~ricco/tanagra/fr/tanagra.html>>. Acesso em: 03/jun/2019.
- Rodrigues, F. (2007) Development of a Predict Traffic Noise Model in highways: A comparison with an Appraised Model. *International Congress and Exposition on Noise Control Engineering, Internoise, Istanbul, Turquia.*

Adriano Ferreira Schiavon (adriano.ferreira.schiavon@gmail.com)

Frederico Rodrigues (frederico@imtraff.com.br)

Imtraff Consultoria e Projetos de Engenharia Ltda.

Av. Cristiano Machado, 640 sl. 1106 – Belo Horizonte, MG, Brasil