

MODELOS DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA PARA PREVISÃO E EXPLICAÇÃO DA EFICIÊNCIA ENERGÉTICA E CONSUMO DE UMA FERROVIA BRASILEIRA

Bernardo Ramos de Abreu

Paulo Afonso Lopes, P.hD

Instituto Militar de Engenharia

RESUMO

O setor de transporte é responsável por 32% o uso da energia no Brasil. Os custos atrelados ao combustível estão entre os principais de uma ferrovia, superando 25% em alguns casos. Neste sentido, a Eficiência Energética é algo buscado constantemente por empresas ferroviárias. Este indicador mede a quantidade de combustível para transportar uma determinada carga por uma distância; e é influenciado por diversos fatores. Com a regressão linear múltipla é possível desenvolver um modelo matemático capaz de explicar o comportamento de uma variável dependente em função de regressores. Neste trabalho foram desenvolvidas duas equações de regressão, que explicam a Eficiência Energética e o consumo mensal de uma ferrovia brasileira. Os modelos obtidos possuem alto coeficiente de determinação, além de atender todos os pressupostos necessários para validação do mesmo. Do ponto de vista estatístico o modelo atende todas as necessidades da ferrovia estudada, porém os resíduos observados em relação aos valores reais apresentam, em alguns casos, diferença superior a 2,30%, o que pode prejudicar uma previsão de consumo ou explicação de resultado mensal. Sendo assim, recomenda-se a utilização dos modelos desenvolvidos como ferramenta de suporte a decisão ou para definição de ordem de grandeza de Eficiência Energética e consumo mensal.

ABSTRACT

The transportation sector is responsible for 32% energy use in Brazil. Costs related to fuel are one the majors in a railroad, above 25% in some cases. Because of this, Fuel Efficiency is constantly sought by railway companies. This index measures the amount of fuel consumed to transport a certain load for a distance; and is influenced by several factors. By using multiple linear regression it is possible to develop a mathematical model which is capable of explaining the results of a dependent variable by regressors. In this paper two regression equations were developed in order to explain month's Fuel Efficiency and consumption of a Brazilian railroad. The models developed have a high coefficient of determination, in addition to meeting all the assumptions required for its validation. From a statistical point of view the model meets all the studied-railroad needs, but model's residuals compared to actual values present, in some cases, more than 2.30% of difference, which can cause error on consumption forecast or the monthly result justification. Therefore, it is recommended to use the models developed as a decision support tool or for setting fuel efficiency and monthly consumption order of magnitude.

1. INTRODUÇÃO

Em 2013, o setor de transportes foi responsável por 32% do uso da energia consumida (tep) no Brasil. Devido sua matriz energética, com grande dependência de combustíveis fósseis, este setor foi o que mais contribuiu para as emissões de CO₂, com 46,9% do total. Especificamente no transporte ferroviário, a contribuição no uso desta fonte de energia foi de 0,5%, bem inferior ao rodoviário (29,6%) (EPE, 2014).

Apesar do uso do Diesel, nas ferrovias, ter baixa representatividade no cenário brasileiro, os gastos com combustíveis estão entre os maiores custos operacionais deste modal. Estes, por sua vez, tendem a crescer constantemente, devido ao aumento do volume transportado e do preço deste combustível. Porém, mesmo com o aumento da carga, nos últimos anos o volume de Diesel não cresceu proporcionalmente, conforme verificado na Figura 1.

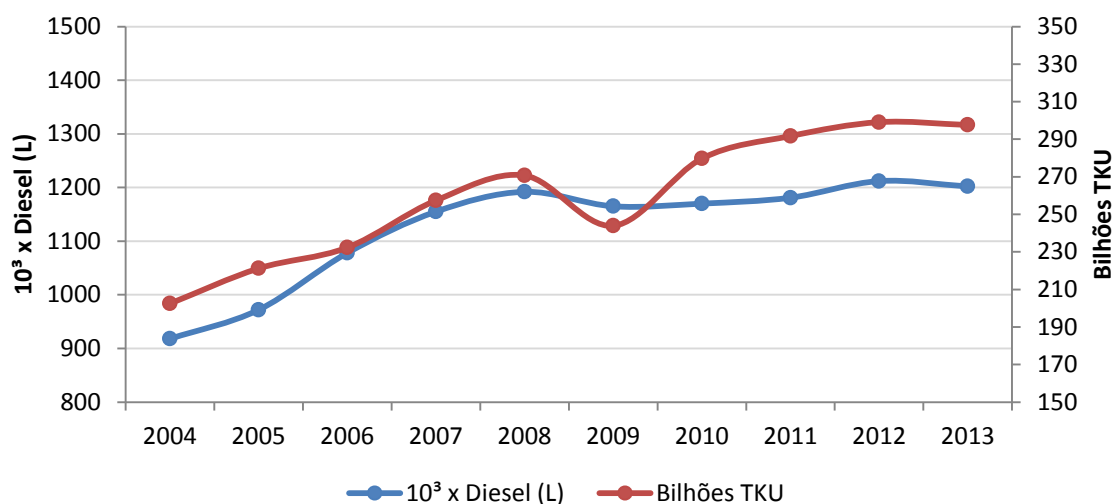


Figura 1: Evolução do consumo Diesel e TKU no Brasil
 Fonte: EPE (2014) e ANTF (2014)

A razão para este fato é a busca constante das ferrovias em melhorar o indicador de Eficiência Energética (EE), que é medido pelo volume de litros necessário para transportar mil toneladas (brutas - TKB ou úteis - TKU) por 1 quilômetro de distância. Apesar de facilmente calculado, o consumo de combustível é influenciado por diversos fatores, tais como: modelo de locomotiva, perfil da via, condução e outros, tornando a explicação do seu resultado e predição algo complexo.

Diante disso, os principais objetivos deste trabalho são (1) desenvolver uma equação de regressão linear múltipla por meio de variáveis pré selecionadas, que possam explicar o resultado da EE e/ou Consumo mensal (2) avaliar se o modelo desenvolvido é capaz de atender as necessidades da empresa de explicação e predição de resultados mensais deste indicador.

Este artigo está dividido em 6 seções, sendo que a primeira apresenta uma breve introdução e descreve o objetivo do artigo. A segunda apresenta o tema Eficiência Energética e os fatores que podem influenciá-la. A terceira explicita os conceitos estatísticos que serviram com base para o desenvolvimento do modelo de regressão. Em seguida, há uma descrição sucinta da metodologia utilizada, seguido da apresentação do modelo obtido e uma discussão sobre sua utilização na ferrovia estudada. Na última seção são apresentadas as conclusões e contribuições do artigo.

2. EFICIÊNCIA ENERGÉTICA

2.1. Eficiência Energética no setor ferroviário

Dentre os pilares para o desenvolvimento econômico de um país destaca-se a busca pela eficiência energética. No setor de transporte, principalmente o ferroviário, uma parcela significativa dos custos de transporte advêm do consumo de energia e, portanto estão relacionados diretamente ao lucro da companhia. Com isso, torna-se fundamental que as empresas busquem otimizar o consumo de energia e assim, reduzir o consumo de combustível total (FU; GAO; LI, 2009; ZHUAN; XIA, 2006).

Nas empresas ferroviárias os custos de combustíveis são bastante representativos nos custos operacionais, ultrapassando 25% em alguns casos. A busca constante pela eficiência energética tornou-se um fator preponderante no desenvolvimento de novas tecnologias e na definição das melhores práticas nas operações ferroviárias (STODOLSKY, 2002).

Em ferrovias, que utiliza combustíveis fósseis como fonte de energia, costuma-se mensurar a eficiência energética pela relação toneladas-milhas por galão consumido. No sistema métrico este indicador pode ser representado por toneladas-quilômetro (TKU) por litro. Nos relatórios dos órgãos regulatórios e nas empresas ferroviárias costuma-se inverter esta relação, ficando assim litro por TKU³. Em alguns casos, ao invés TKU, utiliza-se TKB (tonelada bruta-quilômetro), pois esta apresenta o peso total do trem. Seja qual for o método de medição, a eficiência energética na ferrovia determina quanto de energia (combustível) é gasta para realizar determinado trabalho de entrega de cargas para seus clientes (ALBUQUERQUE, 2006, STODOLSKY, 2002).

2.2. Fatores que influenciam o consumo de combustível em ferrovias

A Eficiência Energética em uma ferrovia é influenciada por diversos fatores, alguns mais facilmente controlados do que outros. De qualquer modo existe a necessidade de se estudar e entender os efeitos dos mesmos no consumo de combustível (REIS ET AL, 2013).

Diferentes autores citam variáveis que impactam diretamente no consumo. Segundo Liu et al (2007) a condição da via, o desempenho do sistema de tração e frenagem, peso do trem, e técnicas de condução de trem são fatores que se trabalhados permitem redução no consumo de energia. Para Hoffrichter et al (2012) elementos importantes relacionados ao consumo na ferrovia são: a eficiência dos vários componentes do sistema e do ciclo de trabalho. Lui e Golovitcher (2003) comentam que iniciativas relacionadas aos projetos de motores e locomotivas, de redução efetiva de resistência do trem em movimento, além da realização de manutenções em materiais rodantes e vias são as principais iniciativas para economia de combustível.

O entendimento dos efeitos dos diferentes padrões de condução também é necessário para a melhoria no nível de consumo, padrões distintos de velocidades e aceleração influenciam diretamente neste valor. Estudar o comportamento dos maquinistas propicia a criação de programas de treinamentos com foco em condução econômica. Como consequência cria-se uma cultura de sustentabilidade e diminuição do consumo de combustível (LARSSON E ERICSSON, 2009).

Murakami et al (2009) apresentam algumas ações que companhias ferroviárias implementam com objetivo de redução de consumo de energia: i) estabelecimento de metas e programas relacionados a redução de consumo, ii) realização de operações de trem efetivas, iii) incentivo e promoção dos veículos eficientes, e iv) relatórios com informações do consumo de combustível realizado.

Reduzir o consumo de combustível é um desafio constante para os sistemas de transportes, incluindo o ferroviário. Com isto novas tecnologias e desenvolvimento tornam-se necessários para cumprimento deste objetivo. De maneira geral, essas oportunidades podem ser exploradas e testadas pelas ferrovias, cabendo avaliar o custo-benefício e restrições de

implementação (LIJUN ET AL, 2012).

3. REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA

Um modelo de regressão que possui mais de uma variável dependente (regressor) é denominado modelo de regressão linear múltipla com k variáveis regressoras (Equação 1). O termo linear é utilizado, pois é uma função linear dos parâmetros desconhecidos β_k .

$$Y = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots + \beta_kx_k + \varepsilon \quad (1)$$

Para estimativa dos coeficientes de regressão múltipla, geralmente, utiliza-se o método dos mínimos quadrados. Pode-se determinar os valores dos coeficientes por meio das equações normais de mínimos quadrados ou usando notação matricial. Todavia, em ambos os casos o objetivo é minimizar L , que é o somatório dos erros quadráticos do modelo de regressão (Equação 2).

$$L = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (2)$$

3.1. Teste de hipótese para regressão linear múltipla

Pode-se utilizar uma análise de variância para avaliação da qualidade da equação de regressão. Segundo Walpole et al (2012), uma hipótese útil que determina se uma parcela significativa da variação é explicada pelo modelo é:

(3)

Este é um teste unilateral. A rejeição da hipótese nula (H_0) indica que a equação de regressão difere de uma constante e que, no mínimo, uma das variáveis regressoras contribui de maneira significativa para o modelo. Para este teste, utiliza-se a estatística F , que possui seu cálculo resumido no Quadro 1.

Quadro 1: Análise de Variância para teste de significância do modelo de regressão

<i>Fonte</i>	<i>Soma dos Quadrados</i>	<i>Graus de Liberdade</i>	<i>Média Quadrática</i>	<i>F</i>
Regressão	SSR	n	MSR = SSR / k	F = MSR / MSE
Erro	SSE	n - (k+1)	MSE = SSE / n - (k+1)	
Total	SST	n-1		

n: número de observações e k: quantidade de variáveis regressoras

Fonte: adaptado de Walpole et al (2012)

Para Walpole et al (2012) e Montgomery e Runger (2012) um critério comumente usado para avaliação do ajuste do modelo é o coeficiente de determinação, ou R^2 (Equação 4). Porém, este valor indica somente qual a proporção da variância total da resposta Y é explicada pelo modelo. Além disso, a estatística R^2 sempre aumentará quando alguma variável for adicionada ao modelo de regressão.

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SQE}{SST} \quad (4)$$

De modo a reduzir este efeito, pode-se utilizar o $R^2_{ajustado}$, que penaliza a utilização de termos em excesso para modelagem, ou seja, evita a inclusão de regressores que não sejam úteis a equação (Equação 5). Este valor é inferior ao R^2 , mas possui a vantagem de permitir a comparação de diferentes modelos (LEVINE ET AL, 2011).

$$R^2_{ajustado} = 1 - \frac{SQE/(n - k + 1)}{SST/(n - 1)} \quad (5)$$

Uma maneira de testar a contribuição de uma variável regressora individual no modelo é pelo procedimento chamado de teste geral de significância da regressão, que também pode ser utilizado para avaliar a contribuição de um subconjunto de variáveis regressoras. Esta abordagem avalia se a adição de uma variável x_j no modelo, dado que outras variáveis x_i ($i \neq j$) já foram incluídas, aumenta a soma dos quadrados da regressão (MONTGOMERY E RUNGER, 2012).

As hipóteses do teste geral de significância da regressão (Equação 6), por meio de um teste F parcial são úteis para medição de cada regressor individual x_j . O resultado deste teste tem um papel importante na definição do conjunto de variáveis regressoras a serem utilizadas no modelo.

$$\begin{aligned} H_0: \beta_1 &= 0 \\ H_1: \beta_1 &\neq 0 \end{aligned} \quad (6)$$

3.2. Seleção de variáveis

Um dos pontos importantes na aplicação de análises de regressão é a determinação de quais variáveis regressoras devem ser utilizadas no modelo. A dificuldade deste processo reside na seleção de um conjunto suficiente de regressores, de modo que o modelo final seja capaz de desempenhar satisfatoriamente o seu uso pretendido (MONTGOMEY E RUNGER, 2012).

Existem diversas técnicas para determinação das variáveis regressoras do modelo. Uma delas é comparar o R^2 ou $R^2_{ajustado}$ dos diferentes modelos encontrados, com as diversas combinações de variáveis realizadas, porém este método se torna mais complicado com o aumento de modelos a serem comparados. Outros dois critérios são: estatística C_p de Mallows, baseado no erro quadrático médio dos valores ajustados; e a estatística PRESS, que considera a soma dos quadrados do erro de previsão (MONTGOMEY E RUNGER, 2012; WALPOLE ET AL, 2012).

3.2.1. Regressão em etapas

A técnica mais utilizada de seleção de variáveis é a de regressão em etapas. Este procedimento constrói iterativamente, por meio da adição ou remoção de variáveis em cada uma das etapas, uma sequência de modelos de regressão. A definição se a variável permanece

no modelo ou não é feita pela realização do teste F parcial (MONTGOMERY E RUNGER, 2012).

Entre as técnicas de regressão em etapas, destaca-se 1) a seleção progressiva, que é baseada no princípio que as variáveis devem ser inseridas uma de cada vez até que a equação de regressão satisfatória seja encontrada; e 2) a eliminação regressiva, que diferentemente de 1) inicia-se o processo com todas as variáveis no modelo, e a seleção do modelo é feita na retirada de uma variável de cada vez (WALPOLE ET AL, 2012).

3.3. Suposições de ajuste de um modelo de regressão

Segundo Walpole et al (2012) para que o modelo de regressão seja adequado é necessário que algumas suposições relacionadas aos resíduos do modelo (valor real – valor calculado) sejam atendidas, são elas:

- 1) Resíduos são independentes entre si (não correlacionados);
- 2) Os resíduos seguem uma distribuição Normal de variáveis;
- 3) Resíduos possuem média zero; e
- 4) Variância constante (homoscedasticidade).

3.4. Multicolinearidade

Em modelos de regressão é esperado encontrar dependência entre a variável resposta Y e os regressores x_j . Porém, pode existir dependência entre as variáveis regressoras, em casos onde essa dependência é forte é observado a existência de multicolinearidade. Esta presença pode causar sérios efeitos nas estimativas dos coeficientes de regressão e na aplicabilidade do modelo. Uma maneira de medir este efeito é pelo fator de inflação de variância (VIF), quanto maior o fator, mais forte será a multicolinearidade. Geralmente valores de VIF acima de 10 causarão problemas na estimativa dos parâmetros do modelo (MONTGOMERY E RUNGER, 2012).

3.5. Utilização de regressão linear múltipla para estimativa do consumo de uma ferrovia

Tolliver, Lu e Benson (2013 e 2014) apresentam dois artigos demonstrando a utilização de um modelo de regressão linear múltipla para determinação do consumo anual das principais ferrovias norte americanas (conhecidas como *Class 1*).

O modelo possui quatro variáveis: milhares de toneladas brutas-milhas de trens unitários (UGTMC), milhares de toneladas brutas-milhas de trens não unitários (NGTMC), ano (T) e região, sendo esta última variável representada por dois regressores (REG1 e REG2). A variável região foi determinada considerando perfil, relevo e malha. O modelo utilizado pelos autores foi:

$$GAL_{ij} = b_0 + b_1UGTMC_{ij} + b_2NGTMC_{ij} + b_3T_j + b_4REG1 + b_5REG2 + \epsilon_{ij}$$

O modelo de regressão linear múltipla desenvolvido apresentou um R^2 de 99,8%, que

significa que grande parte da variabilidade existente no consumo de combustível é explicada pela equação de regressão. Porém, as variáveis utilizadas podem não ser suficientes para explicar todas as variações que podem existir na prática, por exemplo, caso haja a implementação de uma nova tecnologia que reduza o consumo dos modelos de locomotivas, a equação não será capaz de representar esta mudança. Neste caso, um novo modelo deveria ser desenvolvido.

4. METODOLOGIA

A metodologia empregada para realização deste estudo pode ser classificada como aplicada, pois se buscou o desenvolvimento de equações de regressão para explicação e previsão da eficiência energética e consumo.

4.1. Amostragem

Como descrito, diversos fatores podem influenciar a Eficiência Energética, porém para desenvolvimento do modelo de regressão coletou-se informações consideradas, atualmente, como relevantes para o resultado da Eficiência Energética/consumo, uma vez que nem todas as variáveis possuem um indicador de controle ou estão facilmente disponíveis.

Diante disto, foram definidas 26 variáveis para este estudo. Quanto ao horizonte de informação, verificou-se que existia uma restrição temporal para alguma das variáveis, sendo que todas elas possuíam dados desde janeiro de 2012, portanto o tamanho da amostra para cada variável é 42 (de janeiro de 2012 a junho de 2015).

4.2. Fonte de dados para o modelo

Todos os dados foram coletados de sistemas ou base de dados oficiais da empresa estudada. Como as variáveis representam alguns dos diferentes fatores que impactam na Eficiência Energética/consumo foi preciso buscar e coletar as informações de diferentes fontes. Todos os dados primários foram consolidados em uma planilha no *software* Minitab 17®.

4.3. Procedimento de tratamento e análise dos resultados

Não foi realizado qualquer tratamento na base de dados primários, mesmo sabendo que alguns valores de Eficiência Energética não representavam o resultado real de um determinado mês. Essa divergência no valor mensal ocorreu, e pode ocorrer em futuras medições, devido ao método de cálculo do indicador. Considera-se a quantidade de litros abastecidos e não litros efetivamente consumidos, com isso qualquer interferência externa pode interferir na medição final. A decisão de manter todos os dados é explicada pela necessidade de avaliar o quanto este desvio pode influenciar no modelo de regressão.

A ferramenta estatística escolhida para modelagem e determinação de uma equação de regressão foi a análise de regressão linear múltipla, para auxílio na determinação das estatísticas e testes de determinação do modelo utilizou o *software* Minitab 17®.

4.4. Limitação dos métodos utilizados

As principais limitações deste trabalho são 1) o tamanho da amostra, 42 observações e 2) impossibilidade de trabalhar com todas as variáveis que influenciam a EE, primeiramente pela grande quantidade e por não existir dados primários. Outro ponto relevante e já citado no item 4.3 tange o valor de consumo, que é representado no cálculo da eficiência energética por litros abastecidos no período. Com isso, aumenta-se a variabilidade a ser explicada devido a não existência de todos os dados em um horizonte de tempo mais longo foram pelo modelo de regressão.

5. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Foram desenvolvidos modelos para variável de resposta “Eficiência Energética” e “Consumo” mensal. Para ambos os casos, foram utilizados quatro métodos anteriormente a definição do melhor modelo de regressão linear, sendo que nos três primeiros realizou-se seleção por etapas e no quarto as variáveis foram escolhidas pelo autor. Para a escolha das regressoras pelo método de seleção por etapas utilizaram-se os valores padrões do Minitab 17®.

5.1. Avaliação dos modelos de regressão

A Tabela 1 resume as informações e estatísticas encontradas para os modelos com variável independente “Eficiência Energética” do mês. Enquanto a Tabela 2 apresenta as mesmas análises, porém para os modelos com variável independente “Consumo”.

Tabela 1: Informações e estatísticas para os modelos de regressão com variável independente “Eficiência Energética”

<i>Método</i>	R^2	$R^2_{ajustado}$	# Variáveis	VIF máx
Por etapas	90,12%	89,33%	3	1,97
Seleção progressiva	92,29%	90,70%	7	9,81
Eliminação regressiva	95,02%	93,20%	11	1250,68
Manual	91,36%	89,58	7	7,81

Tabela 2: Informações e estatísticas para os modelos de regressão variável independente “Consumo”

<i>Método</i>	R^2	$R^2_{ajustado}$	# Variáveis	VIF máx
Por etapas	97,79%	97,61%	3	2,16
Seleção progressiva	99,05%	98,74%	10	424,13
Eliminação regressiva	99,12%	98,84%	10	1427,69
Manual	98,48%	98,22%	6	7,76

Avaliando-se os modelos obtidos no que tange seus coeficientes de determinação (R^2), pode-se afirmar que todos são capazes de explicar de maneira satisfatória a variância total das variáveis de resposta. Os modelos para a variável independente “Consumo” possuem R^2 superior em todos os casos.

Pelos métodos adotados percebe-se que a seleção por etapas apresenta modelos com menor

quantidade de variáveis dependentes, 3 para os dois casos. Além disso, não há evidência de multicolinearidade entre as variáveis ($VIF < 10$). Apesar disso, do ponto de vista prático, os regressores determinados não são capazes de explicar variações no resultado de consumo ou eficiência energética. Isto porque as variáveis escolhidas consideram o volume de produção e tempo de trânsito, desconsiderando, por exemplo, quais modelos de locomotivas foram utilizados no transporte.

Os modelos definidos pela seleção progressiva e eliminação regressiva apresentaram resultados de explicação bastante satisfatórios, mas acabaram por necessitar mais regressores do que o modelo de seleção por etapas. Isto ocasionou, de maneira geral, uma alta correlação entre as variáveis dependentes, o que pode prejudicar a predição de resultados.

O quarto modelo, de cada variável independente, se mostrou equilibrado em relação a sua capacidade de explicação, quantidade de variáveis e possível presença de multicolinearidade. Sendo que as variáveis escolhidas representam de maneira mais ampla fatores que influenciam o consumo de combustível em uma ferrovia. Diante desta análise, decidiu-se avaliar os modelos com regressores escolhidos pelo autor.

5.1.1. Avaliação de premissas dos modelos escolhidos

Para ambos os modelos as premissas foram atendidas. As variáveis regressoras apresentam VIF menor que 10, portanto não possuem forte correlação entre elas. Os resíduos seguem uma distribuição normal (Tabela 3) e estão aleatoriamente distribuídos em relação a uma média zero, validando a indicação de homoscedasticidade (Figura 2).

Tabela 3: Resultado teste de normalidade para os resíduos

Variável de resposta	P-value
Eficiência Energética	0,753
Consumo mensal	0,311

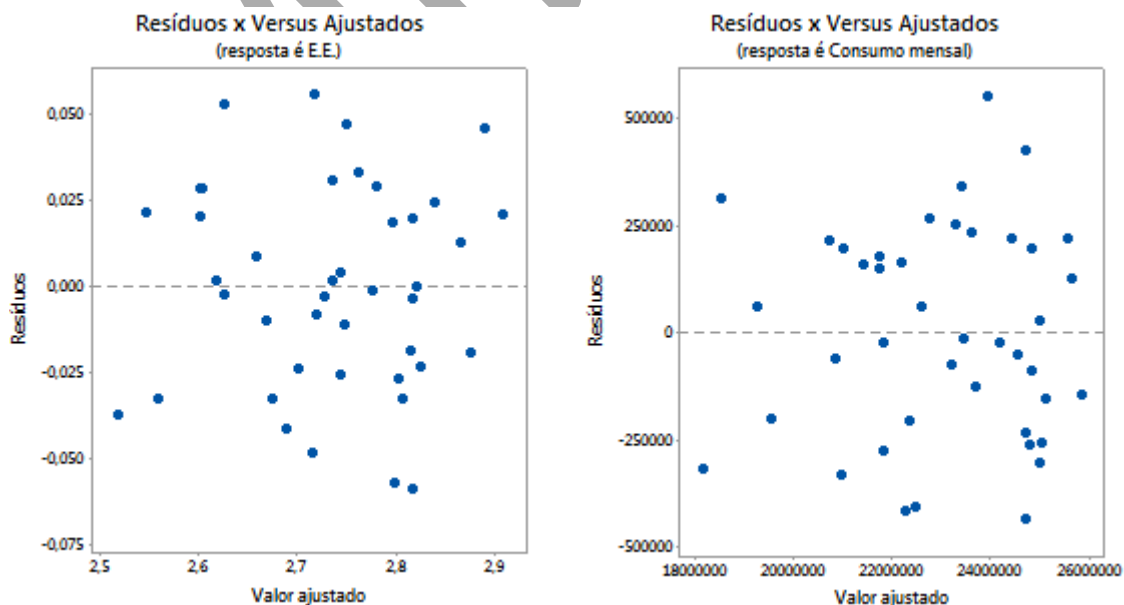


Figura 2: Gráfico resíduos x valores ajustados

5.2. Comparação realizado e previsto

Outra análise realizada para avaliação dos modelos calculados foi comparar os valores reais da variável dependente com os valores calculados pela equação de regressão obtida. Em ambos os casos a diferença máxima observada entre o valor real e o modelado foi inferior a 2,30%. A Figura 3 apresenta uma comparação gráfica entre valores reais e os previstos pelos modelos.

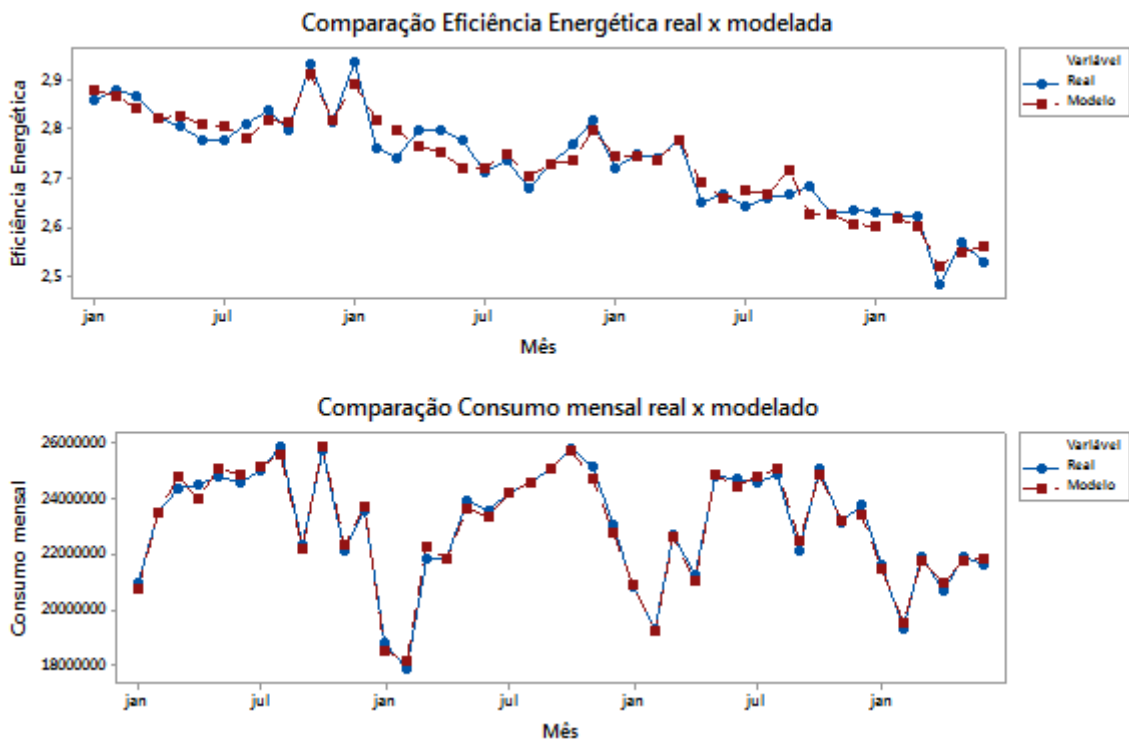


Figura 3: Comparação resultado real e modelado

5.3. Análise de aplicabilidade dos modelos na empresa

Do ponto de vista estatístico as equações definidas representam de maneira significativa as variações mensais nos resultados de Eficiência Energética e consumo. As variáveis utilizadas, por terem sido escolhidas pelo autor, englobam diferentes dimensões que podem influenciar no resultado esperado. Vale ressaltar que nem todas as variáveis que influenciam os valores de EE e consumo foram coletadas, e, portanto, modelos com melhor capacidade de explicação poderiam ter sido obtidos.

Quanto a aplicabilidade dos modelos para estimativa e explicação das variáveis dependentes, ambos apresentaram casos onde a divergência era superior a 2% entre real e predito. Uma divergência nesta escala pode representar mais de R\$ 10 milhões em um ano e, portanto é bem significativa. Todavia, dado o alto coeficiente de determinação os valores obtidos pelos modelos poderão ser utilizados como referência para determinação das grandezas mensais de Eficiência Energética e volume de combustível.

6. CONCLUSÕES

O consumo de combustível representa uma significativa parcela nos custos de uma empresa ferroviária. Existem diversos fatores que impactam neste valor, porém há uma dificuldade em definir aqueles mais significativos e o quanto cada um deles pode impactar. O desenvolvimento de um modelo de regressão pode auxiliar na resolução deste problema.

Todos os modelos desenvolvidos possuem um alto coeficiente de determinação, porém alguns apresentam restrições que prejudicam a utilização prática dos mesmos. Logo, é fundamental avaliar se as variáveis definidas são, minimamente, capazes de continuar explicando o resultado caso haja pequenas alterações no processo.

Os dois modelos desenvolvidos pelo autor compreendem um maior número de fatores que podem impactar a Eficiência Energética e consumo, porém sem elevar a correlação entre as variáveis dependentes. Além disso, atendem os pressupostos de uma regressão linear e possuem coeficientes de determinação elevados. Portanto, do ponto de vista estatístico, é possível a obtenção de modelos, por meio de regressão linear múltipla, que explicam a EE e consumo mensal.

Apesar da qualidade dos modelos, seus resultados práticos não seriam capazes de determinar, exclusivamente e com um erro aceitável, os resultados mensais de EE e consumo. Apesar disso, as equações podem ser utilizadas para determinar a grandeza de previsões de orçamentos e avaliação qualitativas dos resultados mensais do indicador de EE.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALBUQUERQUE, M.C. (2006) *Indicadores de desempenho no transporte ferroviário de carga*. Dissertação (Mestrado em Engenharia Industrial) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro.

ANTF (2014) Balanço do transporte ferroviário de cargas no Brasil de 2013. {on line}. Disponível na Internet via <http://www.antf.org.br>. Arquivo capturado em 19 de jun. 2002

DENVER T., PAN L., DOUGLAS B. (2013) *Comparing rail fuel efficiency with truck and waterway*. Transportation research. Part D, Transport and environment, v. 24 p.69 -75.

DENVER T., PAN L., DOUGLAS B. (2014) *Railroad Energy Efficiency in the United States: Analytical and Statistical Analysis*. Journal of transportation engineering v. 140 n. 1 p. 23 -30.

EPE (2014). *Balanço Energético Nacional 2014: Ano base 2013* / Empresa de Pesquisa Energética, Rio de Janeiro : EPE.

FU, Y.; GAO, Z.; LI, K. (2009) *Optimization Method of Energy Saving Train Operation for Railway Network*. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, v. 9, n. 4, p. 90-96.

HOFFRICHTER, A. et al (2012) *Well-to-wheel analysis for electric, diesel and hydrogen traction for railways*. Transportation Research Part D: Transport and Environment, v. 17, n. 1, p. 28-34.

LARSSON, H.; ERICSSON, E. (2009) *The effects of an acceleration advisory tool in vehicles for reduced fuel consumption and emissions*. Transportation Research Part D: Transport and Environment, v. 14, n. 2, p. 141-146.

Levine, D. M. et al (2011) *Statistics for Managers Using Microsoft Excel* (6ª ed.).

LIJUN, Z. et al (2012) *Models and control methodologies of heavy haul trains toward energy efficiency: A survey*. Control and Decision Conference (CCDC), 2012 24th Chinese, p.2152-2157.

LIU, H. et al (2007) *Train Energy-saving Scheme with Evaluation in Urban Mass Transit Systems*. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, v. 7, n. 5, p. 68-73.

LIU, R.; GOLOVITCHER, I. M. (2003) *Energy-efficient operation of rail vehicles*. Transportation Research Part A: Policy and Practice, v. 37, n. 10, p. 917-932.

MONTGOMERY, D.C.; RUNGER, G.C. (2012) *Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros*. 5. ed. LTC.

MURAKAMI, K. et al (2009) *Development of a System to Calculate Energy Consumed by Diesel Railcars*. Quarterly Report of RTRI, v. 50, n. 2, p. 76-80.

REIS, V. et al (2013) *Rail and multi-modal transport*. Research in Transportation Economics, v. 41, n. 1, p. 17-30.

STODOLSKY, F. (2002) *Railroad and Locomotive Technology Roadmap*. Center for Transportation Research, Energy Systems Division, Argonne National Laboratory. Estados Unidos.

WALPOLE, R. E. et al (2012) *Probability & Statistics for Engineers & Scientists*. 9. ed. Pearson Education, Inc.