

UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
FACULDADE DE ECONOMIA
CURSO DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS

THUANI FERREIRA LIMA FARIA

**MODELO DE PREVISÃO DO CONSUMO DE GÁS LIQUEFEITO DE PETRÓLEO
NO BRASIL**

JUIZ DE FORA - MG
2022

THUANI FERREIRA LIMA FARIA

**MODELO DE PREVISÃO DO CONSUMO DE GÁS LIQUEFEITO DE PETRÓLEO
NO BRASIL**

Projeto de pesquisa apresentado ao curso de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Juiz de Fora, como requisito parcial à obtenção do título de bacharel em Ciências Econômicas.

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Zanini

JUIZ DE FORA - MG
2022

Ficha catalográfica elaborada através do programa de geração automática da Biblioteca Universitária da UFJF, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Faria, Thuani Ferreira Lima.

Modelo de previsão do consumo de Gás Liquefeito de Petróleo no Brasil / Thuani Ferreira Lima Faria. -- 2022.

50 p. : il.

Orientador: Alexandre Zanini

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Economia, 2022.

1. GLP. 2. Competição de Métodos. 3. Séries Temporais. I. Zanini, Alexandre, orient. II. Título.



UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
REITORIA - FACECON - Depto. de Economia

FACULDADE DE ECONOMIA / UFJF

ATA DE APROVAÇÃO DE MONOGRAFIA II (MONO B)

Na data de 11/02/2022, a Banca Examinadora, composta pelos professores

1 – Alexandre Zanini - orientador; e

2 – Rogério Silva de Mattos,

reuniu-se para avaliar a monografia da acadêmica THUANI FERREIRA LIMA FARIA, intitulada: MODELO DE PREVISÃO DO CONSUMO DE GÁS LIQUEFEITO DE PETRÓLEO NO BRASIL.

Após primeira avaliação, resolveu a Banca sugerir alterações ao texto apresentado, conforme relatório sintetizado pelo orientador. A Banca, delegando ao orientador a observância das alterações propostas, resolveu APROVAR (APROVAR / NÃO APROVAR) a referida monografia.

ASSINATURA ELETRÔNICA DOS PROFESSORES AVALIADORES



Documento assinado eletronicamente por **Alexandre Zanini, Professor(a)**, em 11/02/2022, às 10:21, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Rogério Silva de Mattos, Professor(a)**, em 11/02/2022, às 10:43, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no Portal do SEI-Uffj (www2.ufjf.br/SEI) através do ícone Conferência de Documentos, informando o código verificador **0677113** e o código CRC **72F896F3**.

Dedico minha monografia à minha mãe Patrícia que sempre lutou para que eu conseguisse alcançar meus objetivos.

AGRADECIMENTOS

Primeiro eu agradeço a Deus pois sem Ele nada seria possível.

A minha mãe, Patrícia, por ter sonhado esse sonho junto comigo desde o início. Foram muitos momentos felizes e tristes e em todos eles você estava lá para me apoiar e não deixar que eu desistisse. Obrigada por ser meu braço forte. Essa conquista também é sua.

Ao meu padrasto, Cleber, pelo apoio, por estar sempre presente e pelo primeiro livro de economia.

Ao meu namorado pelo apoio, compreensão, por toda ajuda e por ser meu melhor amigo.

Aos professores por tudo o que foi ensinado e por contribuir com o meu crescimento.

Ao meu orientador, Alexandre Zanini, pela paciência e por tudo o que você ensinou. Seus ensinamentos vão muito além da ementa. Você me ensinou que devemos ir atrás dos nossos objetivos e que devemos priorizá-los, seja este qual for. Obrigada por tanto!

“Eu tentei 99 vezes, mas na centésima tentativa eu consegui, nunca desista de seus objetivos mesmo que esses pareçam impossíveis, a próxima tentativa pode ser a vitoriosa.”

Albert Einstein

RESUMO

O presente estudo consiste no estudo do consumo de gás liquefeito de petróleo e na estimação de um modelo de previsão para o período entre outubro de 2021 e dezembro de 2022. Para tal, foram expostas as metodologias Box & Jenkins, Amortecimento Exponencial e competição de métodos. Para determinar qual modelo seria utilizado para a realização das previsões foi realizada uma competição entre os métodos anteriormente citados. Uma análise *out-of-sample evaluation* (análise recursiva fora da amostra) foi utilizada, através da competição de métodos, para determinar o método vencedor. O modelo vencedor indica a trajetória de consumo do gás liquefeito de petróleo para o próximo ano.

Palavras-chave: GLP, Competição de métodos, Séries temporais.

ABSTRACT

The present study consists of the study of the consumption of liquefied petroleum gas and the estimation of a forecast model for the period between October 2021 and december 2022. For it, the Box & Jenkins methodologies were exposed, exponential smoothing and method competition. To determine which model would be used to carry out the forecasts, a competition was carried out between the previously mentioned methods. An out-of-sample evaluation analysis was used, through method competition, to determine the winning method. The winning model indicates the liquefied petroleum gas consumption trajectory for the next year.

Key-words: LPG; Competition Methods; Time Series.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1- Cadeia de comercialização do GLP no Brasil	19
Figura 2- Composição de preços ao consumidor	21
Figura 3 - Evolução dos preços GLP - P13	24
Figura 4 - Composição dos preços em porcentagem.....	24
Figura 5 - Composição dos preços em reais	25
Figura 6 - Procedimento de análise recursiva fora da amostra (<i>out-of-sample rolling evaluation</i>).....	36
Figura 7 - Função de autocorrelação dos erros.....	40
Figura 8 - Consumo de gás liquefeito de petróleo (milhares de barris por dia) - 1990 a 2022 - Valores efetivos e estimados	41

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Tipos de embalagens para armazenamento e distribuição de GLP – 2013	20
Quadro 2 - Resumo das características teóricas da FAC e da FACP dos modelos AR(p), MA(q) e ARMA (p,q).....	31

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Consumo de energia Setor residencial em porcentagem	15
Gráfico 2 - Vendas totais de GLP em 2021	21

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Comparação entre modelos	39
Tabela 2 - Consumo de GLP (em milhares de barris) - média diária mensal – Intervalo de Confiança de 95%	42
Tabela 3 - Consumo médio anual de GLP e variação percentual	43

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANP – Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis

ARIMA – Modelo Autorregressivo de Médias Móveis

CNP – Conselho Nacional de Petróleo

COFINS - Contribuição para Financiamento da Seguridade Social

GLP – Gás Liquefeito de Petróleo

LP – Liquefeito de Petróleo

PIB – Produto Interno Bruto

SARIMA – Modelo Autorregressivo de Médias Móveis com Sazonalidade

PIS – Programas de Integração Social e de Formação do Patrimônio do Servidor Público

VEC – Modelo de Correção de Erros

LPG – Liquid Petroleum Gas

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	14
2	O GÁS LIQUEFEITO DE PETRÓLEO (GLP)	17
2.1	História do GLP	17
2.2	Aplicabilidade do GLP	18
2.3	Comercialização e preços.....	19
3	O ATUAL CENÁRIO DO GLP NO BRASIL.....	23
4	ESTUDOS EMPÍRICOS SOBRE PREVISÃO DE DERIVADOS DE PETRÓLEO	26
5	METODOLOGIA	28
5.1	Modelo Box & Jenkins	28
5.1.1	Fundamento teórico.....	28
5.1.2	A Metodologia Box & Jenkins	30
5.2	Método de Amortecimento Exponencial	32
5.2.1	Descrição e atualização paramétrica.....	32
5.3	Competição de métodos.....	35
6	ANÁLISE DE DADOS E RESULTADOS	38
6.1	Base de Dados	38
6.2	Escolha do método vencedor	38
6.3	Equação de previsão	40
6.4	Previsão do Consumo de GLP	41
7	CONCLUSÕES.....	44

1 INTRODUÇÃO

O petróleo é originário da composição de sedimentos com matéria orgânica marinha e a sua interação dá início a seu processo de desenvolvimento. O petróleo é um composto de hidrocarbonetos que em seu estado líquido é de natureza oleosa, inflamável, com odor característico e densidade menor que a da água (THOMAS, 2001). Seu refino produz derivados como: gás liquefeito de petróleo (GLP), gasolina, querosene, diesel, lubrificantes entre outros.

No mundo, o primeiro poço de petróleo foi descoberto por Edwin Laurentine Drake, também conhecido como Coronel Drake em 1859 na Pensilvânia. O primeiro poço possuía a profundidade de 21 metros com uma produção diária de dois metros cúbicos por dia. Uma das descobertas sobre o petróleo era que sua destilação se transformava em produtos que substituíam o querosene fabricado com óleo de baleia e carvão utilizado até então (THOMAS, 2001).

A história do Brasil com o petróleo tem início em meados do século XIX quando as primeiras “minas” foram descobertas. Até a década de 1930 pouco foram os avanços na exploração do petróleo. Já no ano de 1938 cria-se o Conselho Nacional do Petróleo (CNP) estabelecendo assim a entrada do Estado aos assuntos ligados ao petróleo. O primeiro poço brasileiro a jorrar petróleo foi na Bahia, em Lobato, no ano de 1939, sendo este estatizado no governo Vargas. No final da década de 30 o Brasil já contava com três refinarias, uma localizada em São Caetano em São Paulo e as outras duas no Rio Grande do Sul, a Destilaria Rio-grandense de Petróleo e a Companhia Brasileira de Petróleo Rio Grande (ANP, 2020).

Após a destituição de Vargas, foi instituída uma nova constituição na qual não havia nenhuma norma para o setor petrolífero, então, a partir de uma lei ordinária propõe-se que o setor seria aberto para capital privado, nacional e estrangeiro. Essa decisão gerou uma grande campanha contra, batizada de “O petróleo é nosso!”, tendo uma grande adesão da população e da maioria dos deputados na câmara. Em 3 de outubro de 1953 cria-se a Petrobras, empresa nacional que seria controlada pela união e que realizaria a exploração do petróleo em território nacional (ANP, 2020).

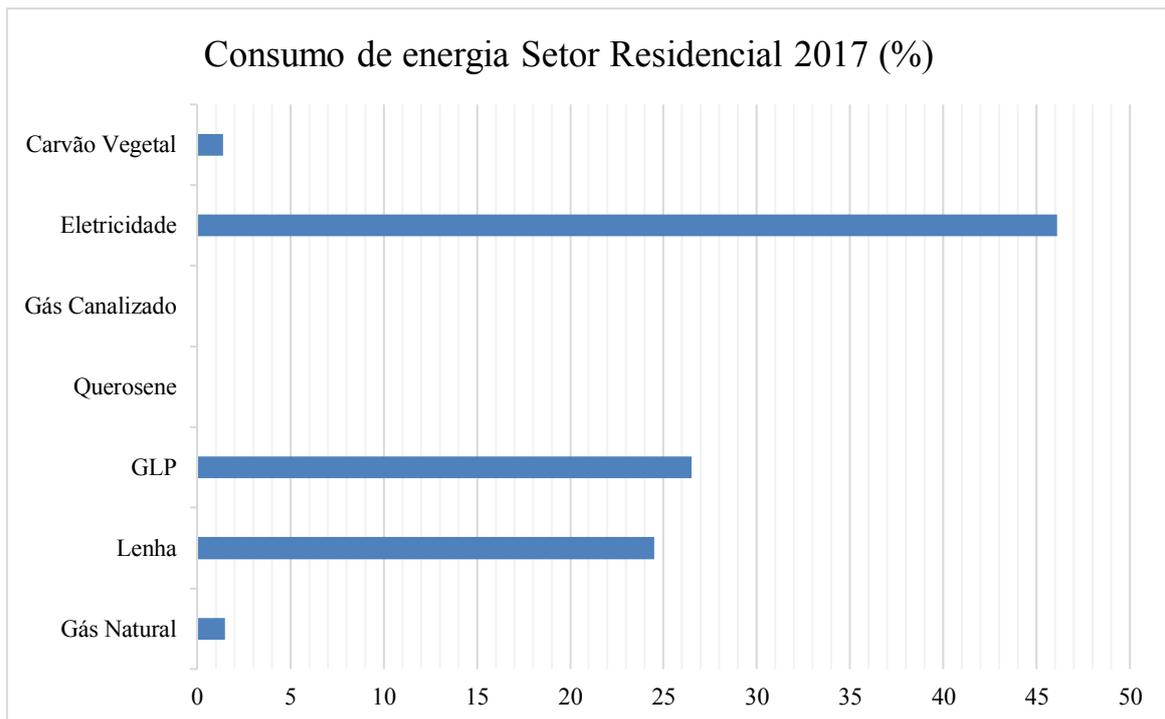
Na década de 1950, pouco tempo após a sua fundação, a Petrobras começa a produção de GLP fazendo com que o consumo tanto doméstico quanto industrial

tivesse um aumento considerável. Ainda nesta década, para suprir a demanda, surgiram novas distribuidoras. Além disso, também foi criado o vasilhame de 13 quilos que é conhecido até os dias atuais (SINDIGÁS, 2022a).

A elevação do consumo residencial do GLP se deu entre as décadas de 70 e 90 em substituição a lenha. Tal mudança ocorreu devido a melhora na condição de vida das famílias e pela dificuldade na obtenção da lenha devido a migração das famílias para as cidades (ANP, 2019).

O Gás Liquefeito de Petróleo é um importante componente da matriz energética nacional. Quando se trata do consumo residencial, o gás LP é a segunda energia mais consumida, atrás somente da energia elétrica como mostra o gráfico 1.

Gráfico 1 - Consumo de energia Setor residencial em porcentagem



Fonte: Elaboração própria com base nos dados BEN (2018)

Diante da sua importância para a matriz energética nacional e por estar presente no dia a dia do brasileiro, o presente estudo tem como objetivo estabelecer um modelo de previsão de consumo de GLP no Brasil para o período de 2021 e 2022. Para tanto, será feita uma previsão a partir de um modelo selecionado através de uma

competição de métodos. O comportamento no tempo será utilizado para o consumo em horizonte futuro.

Feito as considerações, atenta-se que o presente trabalho está dividido em 5 capítulos. No capítulo 2 será feito uma contextualização sobre o GLP no cenário nacional; No capítulo 3 serão expostos dados atuais sobre o GLP no Brasil; no Capítulo 4 haverá uma exposição de estudos sobre previsão de derivados de petróleo e as metodologias abordadas; no Capítulo 5 será exposta a metodologia desenvolvida no trabalho; no Capítulo 6 será feita uma análise e interpretação dos dados e no Capítulo 7 será feita a conclusão.

2 O GÁS LIQUEFEITO DE PETRÓLEO (GLP)

Popularmente conhecido como “gás de cozinha”, o Gás Liquefeito de Petróleo (GLP) é um produto essencial no cotidiano dos lares brasileiros. Derivado do petróleo, sua produção se dá através do refino, sendo composto pelos hidrocarbonetos Propano (C_3H_8) e Butano (C_4H_{10}) tendo a característica de ficar no estado líquido quando está sob uma certa pressão (ANP, 2019). Quando está em seu estado gasoso possui como características a densidade maior que a do ar, é incolor e inodoro, porém como mecanismo de segurança, adiciona-se um odorizante (ARDITO, 2008).

2.1 História do GLP

A história do GLP tem início em 1804 na Alemanha quando o químico Herman Blau se dedicou ao desenvolvimento de um gás com pequenas frações de gasolina e diferentes gases. O Blau gás, como ficou conhecido, possuía uma formulação diferente do gás liquefeito de petróleo, porém é possível afirmar que este foi o início do GLP. (LPGA TIMES, 1962 apud SANTOS, 2016).

A chegada do GLP na América Latina se dá em 1910, contudo o seu consumo era praticado apenas por moradores próximos aos locais de envase do produto. Na década de vinte as grandes empresas se interessam pelo produto e começam a investir em caminhões para o transporte. Até a década de 30 o gás envasado não era conhecido, sendo assim a maior parte da população utilizava lenha e querosene para cozer os alimentos (LIMA, 2010).

A história de utilização do Gás LP no Brasil está relacionada com o dirigível Alemão Graff Zeppelin. Na década de 30 com a suspensão das viagens de transporte de passageiros que o dirigível fazia entre a Europa e a América do Sul. Seis mil cilindros foram armazenados no Rio de Janeiro e em Recife. Ernesto Igel, um austríaco naturalizado brasileiro, teve um papel importante quando adquiriu todos esses cilindros e começou a comercializar como gás para cozinha através da empresa chamada Empresa Brasileira de Gás a Domicílio (SINDIGÁS, 2022a).

Um ano após o início da comercialização do gás, apenas 166 domicílios, todos lotados no Rio de Janeiro, utilizavam o Gás LP. Como forma de popularizar o combustível com pouco tempo de inserção no mercado, Ernesto Igel começou a

comercializar fogões para botijões. Após findar os estoques o mercado de Gás LP era mantido via exportação dos Estados Unidos e com a Segunda Guerra Mundial as exportações precisaram ser suspensas. (SINDIGÁS, 2022a).

Com o fim do conflito, a venda do GLP começa a se expandir no país e como resultado surge a segunda empresa de fornecimento de gás, a Esso-gaz no ano de 1945. No ano de 1949, a Empresa Brasileira de Gás a Domicílio, atual Ultragaz, fecha contrato com a Socony-Vacuum Oil Company que em seguida constrói dois pontos de armazenamento, um em Santos e outro no Rio de Janeiro. (SANTOS, 2016)

Na década de 50 a Petrobras é criada e se torna a detentora do monopólio produtivo que compreendia desde a produção até o transporte do petróleo e de seus derivados, porém, a produção não era suficiente para abastecer o país e com isso a exportação era necessária. (SANTOS, 2016)

O crescimento do consumo doméstico proporcionou o surgimento de outras distribuidoras e fabricantes de vasilhames para que a demanda fosse atendida. A fabricante Mangels desenvolveu o projeto de botijão para gás de 13 kg, sendo este utilizado até os dias atuais (ARDITO, 2008).

2.2 Aplicabilidade do GLP

O GLP é utilizado em sua grande maioria nas residências tendo como principal objetivo a cocção dos alimentos, mas também se faz presente nos eletrodomésticos da linha branca como geladeiras e secadoras de roupas, no aquecimento de alguns ambientes e no aquecimento de água onde não se tem o acesso à energia elétrica. (MOURA, 2012)

Na indústria, o GLP é aplicado nas indústrias têxtil, siderúrgica, de papel e celulose, cerâmica e fundição, no aquecimento dos fornos, na moldagem e secagem dos produtos. (MOURA, 2012)

No comércio, o gás é utilizado no aquecimento da água, na esterilização dos equipamentos e na cocção dos alimentos. Estes comércios são: lavanderias, bares, restaurantes, hospitais, hotéis, entre outros. (MOURA, 2012)

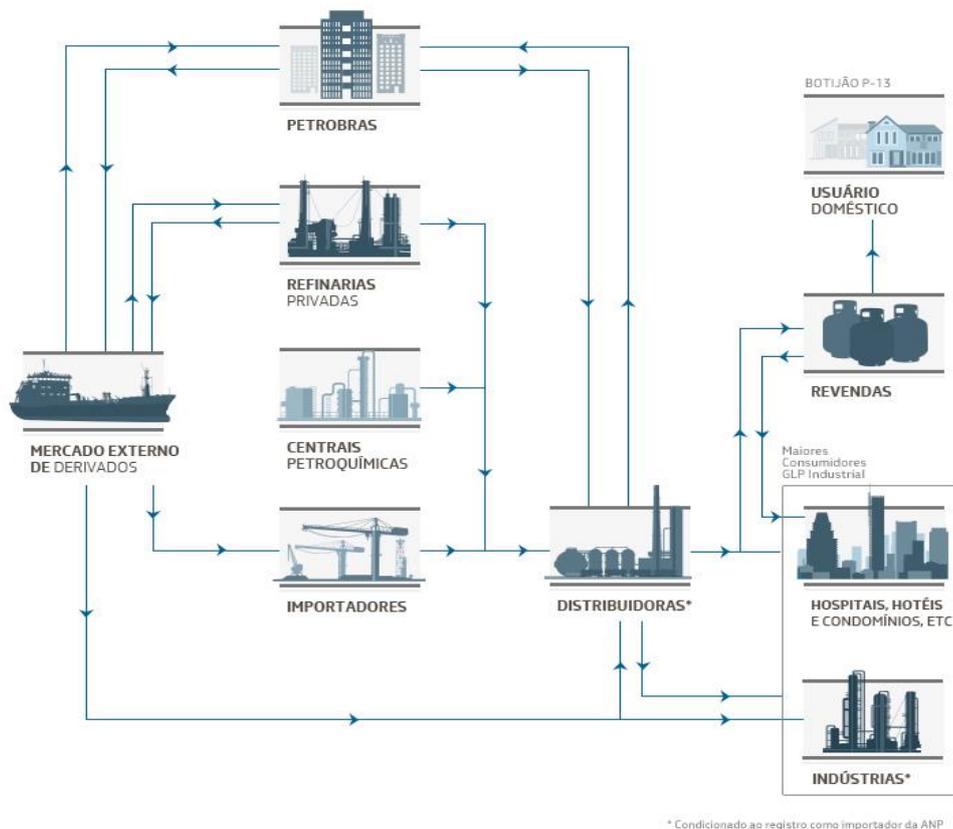
Seu uso também se dá na indústria agrícola, na torra das sementes, no aquecimento das estufas e na secagem dos grãos. (MOURA, 2012)

2.3 Comercialização e preços

A cadeia de comercialização do GLP no Brasil tem início no processo produtivo e este se dá através da Petrobras, de refinarias particulares, pelas petroquímicas ou podem ser importados de empresas autorizadas pela ANP. Sua comercialização inicia-se com a venda dos produtores para as distribuidoras que por sua vez podem vender diretamente para a indústria, para o comércio e para os pontos de revenda (PETROBRAS, 2021).

A figura 1 apresenta a cadeia de comercialização do GLP no Brasil disponibilizada por (PETROBRAS, 2021).

Figura 1- Cadeia de comercialização do GLP no Brasil



Fonte: (PETROBRAS, 2021)

O GLP é comumente comercializado no varejo com o botijão de 13 quilos utilizado na cocção dos alimentos. O quadro 1 apresenta os diferentes tipos de envase disponíveis para a comercialização.

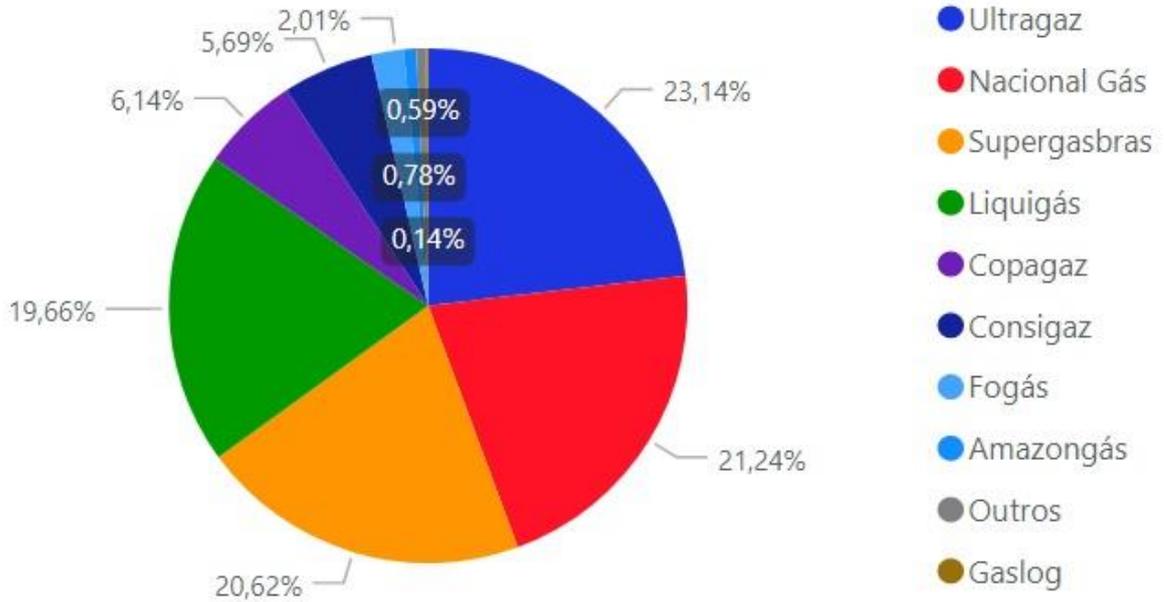
Quadro 1 - Tipos de embalagens para armazenamento e distribuição de GLP – 2013

Embalagem	Capacidade, kg	Aplicação
P-2	2	Camping e ambulantes
P-5	5	Camping e ambulantes
P-7	7	Uso residencial
P-8	8	Uso residencial
P-13	13	Uso residencial
P-20	20	Empilhadeiras
P-45	45	Condomínios
P-90	90	Restaurantes

Fonte: Elaboração própria com base na tabela do Sindigás.

Dentre as empresas distribuidoras, oito fazem parte do Sindigás e juntas somam quase 100% do mercado nacional. São elas: Amazongás, Consigaz, Copagaz, Fogás, GasLog, Supergasbras, Nacional Gás, Liquigás e Ultragaz (SINDIGÁS, 2022b). O gráfico 2 mostra a participação das empresas nas vendas do GLP no Brasil entre os meses de janeiro e novembro de 2021.

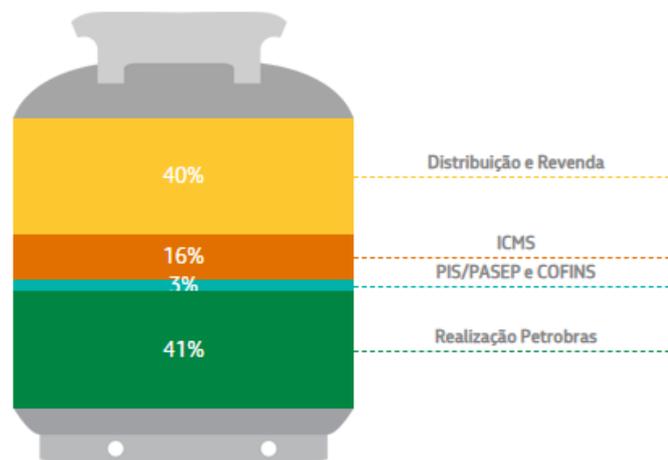
Gráfico 2 - Vendas totais de GLP em 2021



Fonte: Sindigás (2022c)

O preço final do GLP é composto por: preço praticado pela Petrobrás, o tributo PIS/PASEP e COFINS, o ICMS e a margem de distribuição e revenda (SINDIGÁS, 2021). A figura 2 mostra a parcela de cada componente do preço observada no período entre 16/08/2020 e 22/08/2020.

Figura 2- Composição de preços ao consumidor



Fonte: (PETROBRAS, 2020)

De acordo com a Lei N° 9.478 de 6 de agosto de 1997, a Agência Nacional de Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis (ANP) é o agente regulador do setor petrolífero no Brasil. Esta lei o monopólio, até então da Petrobrás, é flexibilizado com a abertura do mercado e a partir de janeiro de 2002 o GLP começa a ser importado e o preço começa a ser definido pelo próprio mercado (PETROBRAS, 2021)

3 O atual cenário do GLP no Brasil

Embora seja um item presente no dia a dia das famílias brasileiras, o preço do GLP pode reprimir a demanda do consumidor. O preço pode ser um obstáculo para o consumo principalmente para famílias de baixa renda, pois muitas vezes o orçamento é destinado a despesas como aluguel, alimentação, entre outros (CASTRO, 2021)

O preço do petróleo no mercado internacional impacta diretamente no preço de seus derivados. Com Dilma Rousseff (2011-2016), a fim de não afetar de forma negativa os consumidores, o governo atuou na limitação dos preços dos derivados, num cenário de expansão das importações e elevação do preço internacional do barril de petróleo, porém tal medida afetou de forma negativa a rentabilidade do setor de refino da Petrobras (LEÃO e NOZAKI, 2019).

Tendo como presidente Pedro Parente (2016-2018), a Petrobras adota uma nova política para a determinação dos preços, a adoção da paridade internacional para produtos derivados do petróleo, ou seja, o preço dos derivados nas refinarias passa a ser o mesmo praticado no mercado internacional (DIEESE, 2018).

Tal política, denominada como preço de paridade de importação (PPI), considera três fatores para o reajuste do preço dos derivados de petróleo (LEÃO, 2021), são eles:

- (i) o preço de paridade com o mercado internacional – que inclui a cotação internacional do petróleo e de seus derivados, considerando a variação cambial; (ii) os custos logísticos como frete de navios, custos internos de transporte e taxas portuárias; e (iii) a margem para remunerar riscos inerentes à operação (LEÃO, 2021)

No último ano o GLP sofreu um aumento considerável. De acordo com o economista e professor da FGV-RJ Mauro Rochlin, um dos fatores que justificam o aumento do gás é o preço do barril de petróleo, pois o aumento do mesmo interfere diretamente no valor do gás de cozinha. Também é importante ressaltar que os barris são negociados em dólar e à medida que o dólar aumenta, ao realizar a conversão para reais o preço cobrado por barril também aumenta tendo com consequência a elevação do preço do gás nacionalmente (FLACH, 2021).

A figura 3 mostra a evolução dos preços do vasilhame de 13kg no período entre janeiro/2021 e outubro/2021.

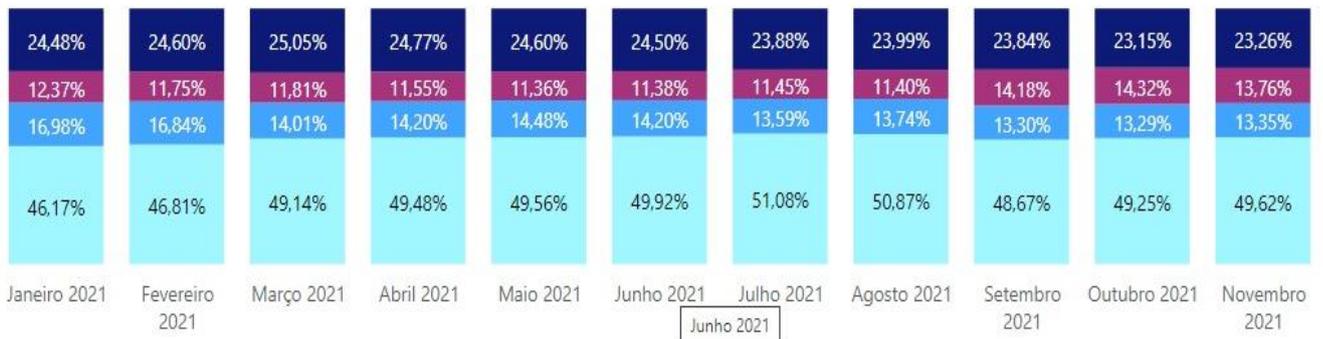
Figura 3 - Evolução dos preços GLP - P13



Fonte: Sindigás (2021)

A partir da figura 4 é possível observar a composição dos preços do GLP vasilhame de 13kg e qual a porcentagem que está destinada para cada componente.

Figura 4 - Composição dos preços em porcentagem

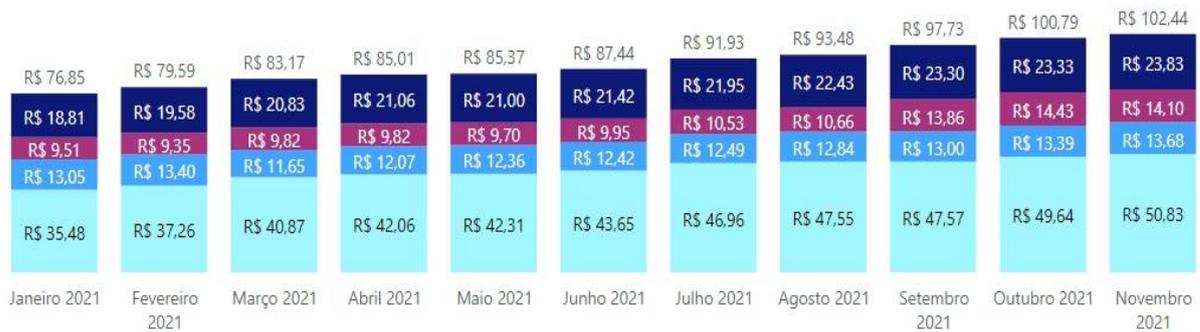


Fonte: Sindigás 2022

Descrevendo os valores de baixo para cima temos a margem bruta da Petrobras juntamente com seus custos, seguido dos tributos, a margem destinada a distribuição mais os custos e por fim a margem bruta de revenda.

A figura 5 mostra essa mesma distribuição, porém esta é apresentada em reais e atualizada de acordo com os preços praticados nos respectivos meses.

Figura 5 - Composição dos preços em reais



Fonte: Sindigás 2021

A partir da figura 5 nota-se que o tributo e as margens destinadas à distribuição e revenda não tiveram um aumento expressivo, diferente da margem destinada a Petrobras e aos custos que passa de R\$35,48 em janeiro para 50,83 em novembro.

Com o intuito de reduzir o impacto do aumento do gás para as famílias de baixa renda, o Senador Eduardo Braga do MDB-AM propôs o texto da PL nº 2.350/2021, que tem como objetivo a disponibilização de um vale à população para a compra do gás de cozinha. (AGÊNCIA SENADO, 2021).

Ainda em 2021, o Presidente em exercício Jair Messias Bolsonaro sancionou o projeto de lei que designa o auxílio gás as famílias de baixa renda a fim de aliviar os impactos do aumento do gás liquefeito de petróleo (GLP). Com tal medida o governo visa atingir um número superior a cinco milhões de famílias (SCHUCH, 2021).

4 ESTUDOS EMPÍRICOS SOBRE PREVISÃO DE DERIVADOS DE PETRÓLEO

Este capítulo aborda uma sucinta revisão da literatura a questões referentes a diferentes abordagens para a demanda de derivados do petróleo, uma vez que é constatada a ausência de estudos voltados para o gás liquefeito de petróleo.

Moreira (1996) expõe dois modelos de previsão para o consumo de óleo diesel, um a nível nacional e outro para as regiões. Para essas previsões associa-se variáveis referentes ao consumo com variáveis macroeconômicas. As estimações são realizadas a partir do Modelo de Correção de Erros (VEC). Para a previsão em nível nacional utiliza-se as variáveis preço e PIB e em nível regional utilizou-se a previsão resultante do nível nacional juntamente com o consumo de óleo diesel de cada estado.

Samohyl e Dantas (1998) apresenta o modelo de cointegração e correção de erros para prever a demanda de gasolina no Brasil no período compreendido entre 1955 e 1995 utilizando as variáveis consumo de petróleo, o preço do barril em dólares e o PIB. O objetivo do estudo em foco é calcular as elasticidades preço e renda bem como a elaboração de cenários de quatro situações possíveis. O modelo apresentou elasticidade menor que um, ou seja, as variações no preço e na renda não provocam grandes alterações no consumo de gasolina no Brasil.

Zanini (2000) desenvolveu um modelo de previsão para a demanda de curto prazo de gasolina automotiva no Brasil. A estratégia utilizada é a construção de um modelo utilizando a estratégia *bottom-up*, melhor dizendo, inicia-se com um modelo simples e este é aprimorado até alcançar um modelo mais adequado a realidade. Parte-se do modelo linear de Box & Jenkins, sendo este responsável pelo primeiro modelo ajustado; em seguida se inicia um modelo de regressão dinâmica, neste modelo são inseridas variáveis exógenas para explicar o comportamento da série. Por fim, utiliza-se um modelo de redes neurais integrado ao modelo de regressão dinâmica. A combinação do modelo de regressão dinâmica com as redes neurais foi a estratégia que gerou os melhores resultados preditivos.

Santiago (2009) apresenta um modelo preditivo de longo prazo da demanda de combustíveis no Brasil, para isso utiliza um modelo econométrico de séries temporais, tendo como modelo escolhido o Modelo de Correção de Erros (VEC), juntamente com um modelo de insumo-produto híbrido. Utilizou-se a série histórica no período compreendido entre 1970 e 2007, e as variáveis PIB, consumo das famílias,

investimento, gasto do governo, exportações e importações. Para o modelo insumo-produto, utilizou-se a matriz nacional de insumo-produto do Brasil de 2005.

Souza et al. (2011) realiza uma previsão do preço da gasolina na região sul do Brasil a partir do modelo ARFIMA (p,d,q) , que pode assumir como grau de diferenciação d um valor não inteiro. Este é considerado um modelo de memória longa, ou seja, a autocorrelação pode ser significativa centenas de lags. Os dados analisados estão compreendidos entre janeiro de 2002 e agosto de 2009 e o modelo que auferiu o comportamento da série foi o ARFIMA $(1; 0,497; 1)$.

Uma comparação entre modelos estatísticos é apresentada por Santos Junior (2018). Os modelos abordados são: Regressão Linear Múltipla e o Modelo Autorregressivo de Médias Móveis (ARIMA) para prever o consumo trimestral de gasolina no Brasil tendo como objetivo a exposição do modelo mais preciso. As variáveis utilizadas foram: venda de gasolina, preço, PIB, desemprego, licenciamento de veículos e frota estimada de veículos.

Santos Junior (2018), após estimação, chegou ao modelo AR (1) com sazonalidade e o modelo SARIMA $(1,0,0) * (1,1,0)$. O modelo AR (1) com sazonalidade mostrou-se mais preciso na fase conclusiva, contudo o autor afirma que ambos os modelos são capazes de prever a demanda com uma precisão admissível.

Em seu estudo sobre a previsão do índice de volume de vendas de combustíveis e lubrificantes no varejo no Estado do Rio Grande do Sul Ramser et al. (2014), realiza previsões para o ano de 2014 utilizando dados do período entre 2000 e 2014. A metodologia utilizada foi o Box & Jenkins e através destes encontrou-se o modelo SARIMA $(1,1,1)_{12}$

Almeida (2019) em seu estudo sobre o consumo de óleo diesel estimou um modelo de previsão para os anos de 2019 e 2020. A metodologia apresentada foi uma competição entre os métodos Amortecimento Exponencial e Box & Jenkins tendo como variável de análise a série histórica de consumo do mesmo. Para a escolha do método vencedor foram analisados os desempenhos de previsão *in-sample* e *out-of-sample*, ou seja, dentro e fora da amostra. O modelo eleito foi o Box & Jenkins pois este obteve melhor predição e o que menos errou perante o modelo de Amortecimento Exponencial, e através desse encontrou-se o modelo ARIMA $(1, 1, 1) * (1, 0, 2)$.

5 METODOLOGIA

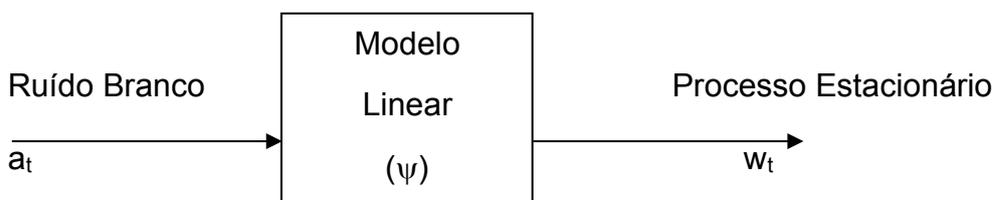
Esta seção apresenta os conceitos metodológicos elaborados no trabalho de Zanini (2000). Atenta-se que neste trabalho monográfico, será realizada uma competição entre os Métodos de Box & Jenkins e de Amortecimento Exponencial para selecionar o modelo vencedor e que será utilizado para calcular as previsões de GLP no Brasil.

5.1 Modelo Box & Jenkins

5.1.1 Fundamento teórico

O fundamento teórico do modelo de Box & Jenkins baseia-se na Teoria Geral de Sistemas Lineares que diz que a passagem de um ruído branco por um filtro linear de memória infinita gera um processo estacionário de segunda ordem¹.

Isto é, pela Teoria Geral de Sistemas:



Definindo um operador de atraso “B” (*backward shift operator*)

$$B^k Z_t = Z_{t-k}$$

Tem-se que:

$$w_t = a_t - \Psi_1 a_t B - \Psi_2 a_t B^2 - \dots$$

$$w_t = (1 - \Psi_1 B - \Psi_2 B^2 - \dots) a_t = \Psi(B) a_t$$

$$w_t = \Psi(B) a_t \Leftrightarrow a_t = \Psi(B)^{-1} w_t$$

¹ Em termos gerais, processo estacionário de 2ª ordem é um processo estocástico com média e variância constantes.

Sendo que:

$$\Psi(B)^{-1} = \pi(B)$$

onde $\pi(B) = 1 - \pi_1 B - \pi_2 B \dots$

Como $\Psi(B)$ [ou $\pi(B)$] possuem infinitos parâmetros, o que causa um problema, Box & Jenkins mencionam que, sob certas restrições, pode-se afirmar que todo polinômio infinito pode ser expresso pelo quociente de dois polinômios finitos.

Então:

$\Psi(B) = \theta(B) / \phi(B)$, onde:

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \Rightarrow \text{Polinômio MA (q)}$$

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \Rightarrow \text{Polinômio AR (p)}$$

Desta forma, surgem os denominados Modelos ARMA (p,q) que assumem a seguinte forma:

$$\phi(B)w_t = \theta(B)a_t \quad (5.1)$$

Entretanto, para se modelar séries não estacionárias na média, produz-se a estacionariedade através da diferenciação da série original, ou seja, produz-se uma série não estacionária homogênea². Desta forma, se Z_t é uma série não estacionária, procurar-se-á transformá-la na série X_t não estacionária homogênea. Então:

$$X_t = Z_t - Z_{t-1} = Z_t - BZ_t = (1 - B) Z_t = \nabla Z_t$$

Onde: $\nabla = (1 - B) \Rightarrow$ operador de diferença

Isto significa que, aplica-se tantas diferenças quantas forem necessárias para produzir estacionariedade (na média) da série resultante. Genericamente, uma série w_t estacionária é obtida pela aplicação de “d” ($d = 0, 1, 2, \dots$)³ diferenças na série

² A não estacionariedade homogênea exclui os processos de comportamento explosivos e/ou altamente não-lineares (Souza & Camargo, 1996).

³ Na prática, normalmente o grau máximo de diferenciação é 2.

original: $w_t = \nabla^d Z_t$. Surgem então os chamados modelos ARIMA (p,d,q) que assumem a seguinte forma:

$$\phi(B)\nabla^d Z_t = \theta(B)a_t \quad (5.2)$$

A filosofia da modelagem Box & Jenkins fundamenta-se em duas ideias básicas: o princípio da parcimônia (escolher um modelo com o menor número de parâmetros possíveis para uma representação matemática adequada) e a construção de modelos através de um ciclo iterativo (estratégia de seleção de modelos até a obtenção de um modelo satisfatório). Desta forma, atenta-se que a modelagem através da metodologia de Box & Jenkins, abrange várias etapas de análise indo desde a identificação da estrutura do modelo, passando pela estimação paramétrica e por fim, fazendo vários testes de validação do modelo.

5.1.2 A Metodologia Box & Jenkins

O primeiro passo fundamental da metodologia consiste em identificar a ordem de homogeneidade “d”, ou seja, caso seja necessário, trata-se de identificar o número de vezes que a série original deve ser diferenciada para se tornar uma série estacionária. Este procedimento pode ser feito através da observação do próprio gráfico da série ou da função de autocorrelação (FAC)⁴.

O passo seguinte na metodologia é a identificação do modelo, ou seja, da sua ordem (identificação de p e q). Para isso são utilizados os conceitos de função de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP), ou seja, utiliza-se os correlogramas definidos na seção 1. De modo geral, para a identificação da ordem, observa-se os comportamentos da FAC e da FACP. No quadro 2 abaixo é feito um

⁴ A Função de Autocorrelação para uma série não estacionária apresenta um lento decréscimo.

resumo das características destas funções para os modelos AR(p), MA(q) e ARMA (p,q).

Quadro 2 - Resumo das características teóricas da FAC e da FACP dos modelos AR(p), MA(q) e ARMA (p,q)

Modelo	Função de Autocorrelação (ρ_k)	Função de Autocorrelação Parcial (ϕ_{kk})
AR(p)	Infinita (Exponencial e/ou senóides amortecidas)	Finita (Corte após o <i>lag</i> "p")
MA (q)	Finita (Corte após o <i>lag</i> "q")	Infinita (Exponencial e/ou senóides amortecidas)
ARMA (p,q)	Infinita (Exponencial e/ou senóides amortecidas após o <i>lag</i> "q-p")	Infinita (Exponencial e/ou senóides amortecidas após o <i>lag</i> "p-q")

Fonte: Zanini (2000)

De uma maneira geral, para se identificar a ordem p, de um modelo AR(p), por exemplo, observa-se se a FAC decresce e se a FACP apresenta um corte⁵. Se isto acontecer, o *lag* onde este corte ocorre nos fornece a ordem p ($p = \text{lag}$ do corte).

Por outro lado, para um modelo MA (q) a FAC e a FACP apresentam comportamento inverso ao de um modelo puramente autorregressivo. Isto quer dizer que, para um modelo MA, a FACP decresce, e a FAC é que apresenta um corte. Da mesma forma, o *lag* onde este corte ocorre fornece a ordem q do modelo MA.

Após a identificação da ordem do modelo, é necessário obter as estimativas dos parâmetros desse modelo. A técnica utilizada para as estimativas é a da máxima verossimilhança⁶.

⁵ Geralmente nos *softwares* específicos para previsão, tanto o gráfico da FAC quando da FACP apresentam intervalos de significância dos *lags*. Os *lags* cujos valores da autocorrelação ultrapassam estes intervalos são ditos significantes (Goodrich & Stellwagem, 1999). Caso se observe, por exemplo, a autocorrelação de *lag* 1 significante e, a partir do *lag* 2 (inclusive), as autocorrelações estão todas dentro do intervalo, isto indica um "corte" no *lag* 1.

⁶ Dudewicz & Mishra, 1988.

Por fim, identificado o modelo e estimados os parâmetros, faz-se os denominados testes de aderência para verificar a adequabilidade final do modelo. Nestes testes, encontram-se entre outros, testes para os resíduos e os testes de sobrefixação.

Nos testes para os resíduos, procura-se constatar se, após elaborado o modelo, o resíduo gerado por este modelo é um ruído branco, ou seja, se o modelo foi capaz de explicar satisfatoriamente o comportamento da série de forma que o erro não apresente nenhuma estrutura de correlação. Este fato consiste num dos indicadores de eficiência explicativa do modelo.

O teste de sobre fixação, por sua vez, consiste simplesmente em se gerar modelos de ordem superior ao identificado, de forma que se possa reforçar a pertinência deste.

5.2 Método de Amortecimento Exponencial

5.2.1 Descrição e atualização paramétrica

Uma série temporal pode ser definida como um conjunto de observações de uma dada variável, ordenadas segundo o parâmetro de tempo, geralmente em intervalos equidistantes, e que apresentam uma “dependência serial” (correlação) entre eles. O objetivo da análise, então, é estimar uma equação matemática que expresse a correlação dos dados históricos de forma que se possa projetá-los para um horizonte futuro.

Feitas estas considerações, salienta-se que uma breve descrição do método de amortecimento exponencial será feita a partir deste momento. Para este fim, imagine-

se que o conjunto de observações Z_1, Z_2, \dots, Z_T seja uma série temporal de tamanho “T”.

Suponha-se agora que esta série represente um produto de determinada empresa cuja demanda mensal não apresenta uma variação significativa no seu nível ao longo do tempo, ou seja, não ocorrem mudanças no nível de venda com o tempo ou, se ocorre, são variações pouco significativas. Então, para este produto, a equação de previsão pode ser representada por:

$$Z_t = a(T) + \varepsilon_t \quad (5.3)$$

Onde:

Z_t = venda no período t ($t = 1, 2, \dots, T$);

$a(T)$ = parâmetro representativo do nível médio das vendas no instante T ;

ε_t = erro de previsão e $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$.

É importante observar que, dada as características deste produto (nível de venda mais ou menos constante), a estimativa ($\hat{a}(T)$) para o parâmetro “a” na equação (5.1) fornece exatamente uma previsão para o produto em questão. Sendo assim, salienta-se que este parâmetro pode ser estimado de diversas maneiras possíveis. Dentro de uma lógica “autoprojetiva”, poder-se-ia estimá-lo, por exemplo, através do **modelo ingênuo** (ou *naive*) e que utiliza como previsor o último dado conforme indicado pela equação (5.4) abaixo:

$$\hat{Z}_T(\tau) = Z_T \quad (5.4)$$

Onde:

$\hat{Z}_T(\tau)$: previsão para Z_T , τ passos-à-frente (ou previsão de $Z_{T+\tau}$ feita no instante T);

Z_T : último dado disponível

τ : horizonte de previsão

O objetivo consiste em montar um “sistema” o qual possa reestimar os parâmetros do modelo a cada período de tempo incorporando a informação mais recente. Sabe-se que, ao final do período T, tem-se duas informações básicas disponíveis:

1 - A estimativa de “a” feita no final do período anterior $\hat{a}(T-1)$;

2 - O último dado disponível $Z(T)$;

Desta forma, o que se quer é utilizar estas informações para calcular uma estimativa atualizada do nível de venda: $\hat{a}(T)$. A proposta para a solução do sistema é fazer uma modificação na estimativa velha ($\hat{a}(T-1)$) do nível por uma fração do erro de previsão resultante do uso desta estimativa para o dado mais recente. Sabendo que o erro de previsão no último período pode ser definido como $\varepsilon(T) = Z(T) - \hat{a}(T-1)$, a formulação matemática para esta proposta está representada na equação abaixo:

$$\hat{a}(T) = \hat{a}(T-1) + \alpha*[Z(T) - \hat{a}(T-1)] \quad (5.5)$$

$$\hat{a}(T) = \alpha*Z(T) + (1 - \alpha)*\hat{a}(T-1) \quad (5.6)$$

Para simplificar a notação, define-se que $\hat{a}(T) \equiv S_T$. Desta forma, reescrevendo a equação (5.6) acima tem-se que:

$$S_T = \alpha*Z_T + (1 - \alpha)*S_{T-1} \quad (5.7)^7$$

Onde:

S_T = valor amortecido da série;

α = constante de amortecimento ou hiperparâmetro (número entre 0 e 1).

Em síntese, no método de amortecimento exponencial é possível dar pesos diferenciados para a “idade” da informação. Isto é, para séries mais “nervosas” (maior variância) pode se dar um peso maior para informações mais recentes, ao passo que

⁷ A equação (5.7) é também conhecida como Modelo de Brown.

para séries mais “comportadas” (menor variância) pode se ponderar de forma igual tanto dados presentes quanto dados passados. Uma extensão deste modelo pode ser feita quando se inclui parâmetros de tendência e sazonalidade para modelar o comportamento de determinada série temporal. Obviamente, são elaborados também procedimentos de atualização destes parâmetros, mas sempre conservando a ideia de dar pesos diferenciados para “presente” e “passado”, ou seja, fazendo-se:

$$\alpha*\text{Presente} + (1-\alpha)*\text{Passado}$$

Para uma série que apresente oscilações no nível com o tempo, atenta-se que um modelo mais adequado é aquele representado na equação (5.8) a seguir⁸:

$$Z_t = (a_1(T) + a_2(T)*t) + \varepsilon_t \quad (5.8)$$

Onde:

$a_1(T)$: parâmetro de nível no instante T;

$a_2(T)$: parâmetro de tendência no instante T;

t: variável tempo (t = 1, 2, ..., T sendo T é a quantidade de dados existentes);

ε_t é o erro de previsão e $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$.

5.3 Competição de métodos

Para seleção de um melhor método de previsão, pode ser utilizado um procedimento de análise *in-sample* e *out-of-sample*. Isto significa que parte dos dados são selecionados (por exemplo os últimos 12 meses) para validar o poder de previsão dos modelos ajustados com os dados restantes (ou seja, avalia-se o poder de previsão dos modelos dentro e fora do período amostral utilizado).

O procedimento pode envolver ainda o que se denomina de análise recursiva fora da amostra (*out-of-sample rolling evaluation*), ou seja, com os mesmos parâmetros estimados para os dados passados, move-se a origem da previsão no

⁸ Verifique que, diferentemente da equação (5.1), existem agora dois parâmetros e por isto é feita a diferença entre a_1 e a_2 .

período fora da amostra (*out-of-sample*), fazendo-se previsões para cada origem. Caso sejam retirados os 12 últimos dados⁹, isto significa que serão feitas no período *out-of-sample* um total de 78 previsões (12 previsões para um passo (mês) à frente, 11 previsões para 2 passos à frente, 10 previsões para 3 passos à frente e assim sucessivamente). Pode-se definir como critério, por exemplo, que o método vencedor a ser selecionado será aquele que minimizar o MAD (*Mean Absolute Deviation*) acumulado ou erro médio absoluto acumulado fora da amostra. Para entender melhor o procedimento de *rolling evaluation* observar a figura 6 a seguir.

Figura 6 - Procedimento de análise recursiva fora da amostra (*out-of-sample rolling evaluation*)

		HORIZONTE											
		jan	fev	mar	abr	mai	jun	jul	ago	set	out	nov	dez
ORIGEM	dez	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A
	Jan	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F
	fev	A	A	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F
	mar	A	A	A	F	F	F	F	F	F	F	F	F
	abr	A	A	A	A	F	F	F	F	F	F	F	F
	mai	A	A	A	A	A	F	F	F	F	F	F	F
	jun	A	A	A	A	A	A	F	F	F	F	F	F
	jul	A	A	A	A	A	A	A	F	F	F	F	F
	ago	A	A	A	A	A	A	A	A	F	F	F	F
	set	A	A	A	A	A	A	A	A	A	F	F	F
	out	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	F	F
	nov	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	F

Fonte: Zanini (2000)

Nota: F = *Forecast*; A = *Actual*.

Obtidas as previsões fora da amostra (*out-of-sample*), várias métricas de desempenho podem ser calculadas como, por exemplo, o MAPE e o MAD para cada horizonte de previsão e estas mesmas estatísticas acumuladas. Além destas

⁹ Obviamente retirar os últimos dados é apenas um procedimento de análise para seleção de modelos. Para se obter as previsões desejadas, depois de feita análise *in-sample* e *out-of-sample*, os dados retirados são novamente incorporados e os parâmetros atualizados. Foi dado como exemplo a retirada dos últimos 12 dados o que geraria um total de 78 previsões fora da amostra. Entretanto, este “período de corte” pode ser definido de acordo com cada problema. Como exemplo, se são retirados os últimos 6 dados, geram-se 21 previsões fora da amostra.

estatísticas, pode-se também calcular o GMRAE (*Geometric Mean Relative Absolute Error*) que compara o erro do modelo selecionado com o erro do modelo ingênuo (que usa como previsão o último dado disponível). O GMRAE é a média geométrica da razão (quociente) entre o erro absoluto (portanto, em módulo) do modelo estimado e o erro absoluto do método ingênuo. Portanto, é desejável que o GMRAE seja igual ou menor do que 1.

É importante ressaltar que, selecionado o melhor método de acordo com algum critério previamente estabelecido, incorpora-se novamente os dados retirados à amostra, atualiza-se os parâmetros e faz-se as projeções. Em síntese, a análise *in-sample* e *out-of-sample* é apenas um procedimento que visa definir o melhor dentre dois ou mais métodos de previsão.

6 Análise de dados e resultados

6.1 Base de Dados

Os dados utilizados para a estimação do modelo de previsão do consumo de gás liquefeito de petróleo (GLP) possuem frequência mensal e os dados utilizados foram coletados no Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA). A estimação foi realizada através do software *Forecast Pro for Windows* (FPW).

Para tal foram coletados os dados históricos mensais de média diária do consumo de Gás Liquefeito de Petróleo (GLP), medida em milhares de barris, no período entre janeiro de 1990 e setembro de 2021.

Na próxima seção serão apresentados os resultados alcançados a partir da competição entre os métodos abordados no capítulo anterior. Determinado o método vencedor, serão exibidas as previsões de consumo de GLP para o período entre outubro de 2021 e dezembro de 2022.

6.2 Escolha do método vencedor

Para a escolha do método vencedor, foi realizada uma análise *out-of-sample evaluation*. Os últimos 12 dados foram retirados da amostra para que medidas de erro pudessem ser calculadas. Além disso foi realizada uma análise *in sample*, sendo este responsável por elucidar o modelo dentro da amostra. A tabela 1 apresenta a comparação entre os dois modelos propostos.

Tabela 1 - Comparação entre modelos

Dentro da Amostra (<i>in sample</i>)			Fora da Amostra (<i>OUT-OF-SAMPLE</i>)					
Modelo	R ² adj. (%)	MAPE (%)	MAD H = 1 e N = 12	MAD ACUM.	MAPE (%) H=1 e N = 12	MAPE ACUM.	GMRAE H = 1 e N = 12	GMRAE ACUM.
MBJ	90,92	2,80	3,98	4,62	1,7	2,0	0,377	0,426
MAE	90,28	2,93	4,38	5,06	1,9	2,2	0,381	0,385

Fonte: Elaboração própria

Observando a Tabela 1, nota-se que os modelos possuem desempenho muito similar com uma leve vantagem para o modelo estimado através da metodologia Box & Jenkins.

Apesar de possuir desempenho similar, será realizada uma análise visando encontrar o melhor desempenho. Vê-se que, ao realizar uma análise dentro da amostra, o modelo Box & Jenkins obteve os melhores resultados, pois este explica 90,92% da variação do consumo de GLP e, com o MAPE de 2,8%, apresentou um erro médio menor ao projetar o consumo no instante seguinte.

Analisando as estatísticas fora da amostra, o modelo Box & Jenkins também apresentou melhores resultados comparado com o modelo Amortecimento Exponencial. O modelo Box & Jenkins errou menos em termos absolutos, ou seja, apresentou um MAD acumulado menor. O modelo Box & Jenkins também obteve o menor MAPE acumulado, sendo este o que errou menos fora da amostra.

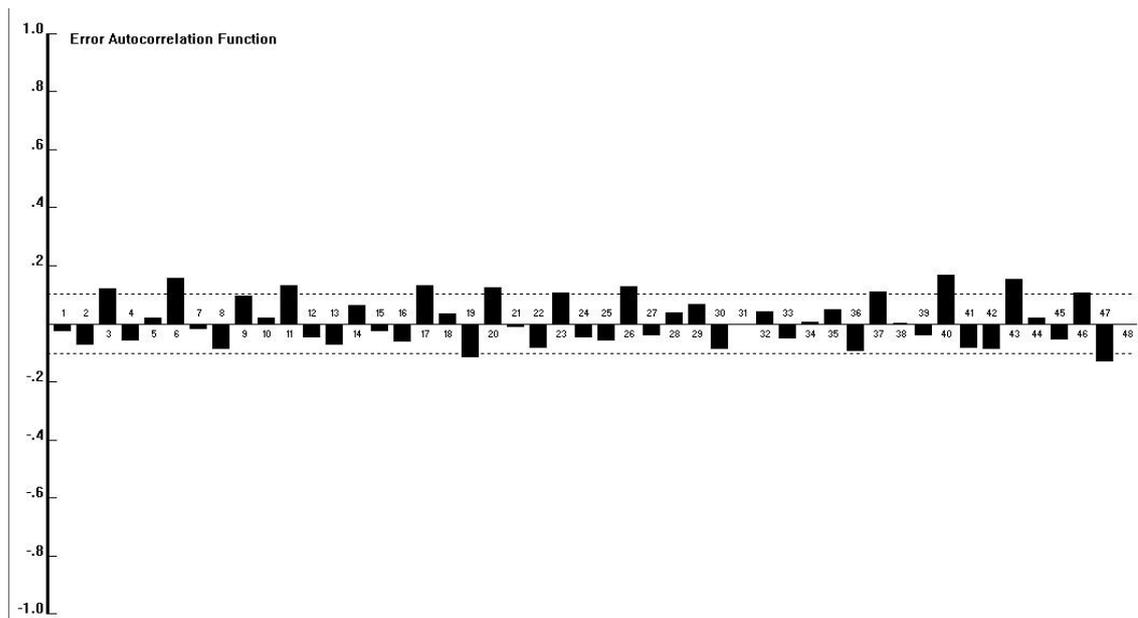
Ao observar o GMRAE acumulado, é possível perceber que o modelo Amortecimento exponencial obteve melhor desempenho, ou seja, o erro do modelo estimado é 38% do modelo ingênuo contra 44% do modelo Box & Jenkins.

Ao realizar as estimações, observou-se que o teste de Ljung-Box apresentou um p-valor igual a um, o que significa que se rejeita¹⁰ a hipótese nula de que os erros têm correlação nula. Porém, é possível desconsiderar este resultado analisando o correlograma do erro. A figura 7 apresenta a função de autocorrelação dos erros, ou seja, esta mostra se os erros estão correlacionados. Vê-se que os erros estão no intervalo de -0,2 a 0,2, portanto uma correlação que pode ser desconsiderada.

¹⁰ No FPW, rejeita-se a hipótese nula quando o p-valor é maior ou igual ao Nível de Confiança (NC).

Terminadas as considerações e apesar de não obter o melhor resultado no último dado analisado, o GMRAE acumulado, o método Box & Jenkins foi considerado o vencedor na competição de métodos, pois este obteve os melhores resultados dentro da amostra e de forma geral foi o que menos errou fora da amostra.

Figura 7 - Função de autocorrelação dos erros



Fonte: Elaboração própria

Após essa análise, os dados retirados da amostra para a realização da competição de métodos retornam a amostra a fim de realizar as projeções que serão abordadas na próxima seção.

6.3 Equação de previsão

O modelo Box & Jenkins estimando para a previsão do consumo de gás liquefeito de petróleo foi um ARIMA (1,1,1)*(1,0,2). Observe abaixo a representação do modelo na equação 6.1:

$$(1 - 0,9999B^{12})(1 + 0,2433B)(1 - B)Z_t = (1 - 0,7668B^{12} - 0,1792B^{24})(1 - 0,7596B)a_t$$

(6.1)

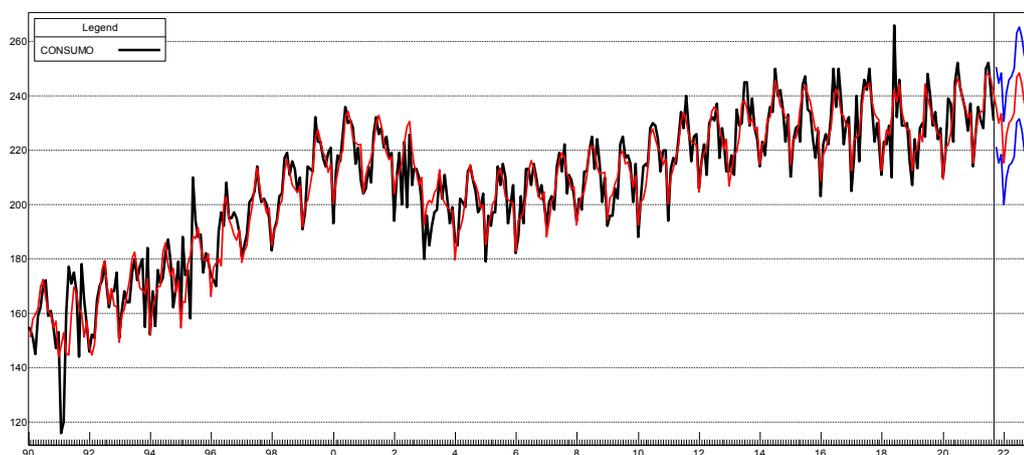
Todos os coeficientes da equação 6.1 são significantes ao nível de 5%. O R^2 ajustado do modelo aponta que o modelo é capaz de explicar 90,92% do consumo de GLP e de acordo com o MAPE o modelo errou em média 2,8% para baixo ou para cima.

A partir da equação 6.1 foram feitas as previsões para o período entre outubro de 2021 e dezembro de 2022.

6.4 Previsão do Consumo de GLP

A figura 8 apresenta o comportamento da série ao longo do tempo, juntamente com a previsão para o período entre outubro de 2021 e dezembro de 2022 (próximos 15 meses). A linha da cor preta representa a série histórica, a linha vermelha representa a previsão realizada e as linhas azuis são os limites inferior e superior.

Figura 8 - Consumo de gás liquefeito de petróleo (milhares de barris por dia) - 1990 a 2022 - Valores efetivos e estimados



Fonte: Elaboração própria Legenda: ___Valores reais ___Valores ajustados/previsos ___ Intervalo de Confiança de 95%

A tabela 2 apresenta os resultados estimados até dezembro de 2022 juntamente com os resultados obtidos dentro do intervalo de confiança.

Tabela 2 - Consumo de GLP (em milhares de barris) - média diária mensal – Intervalo de Confiança de 95%

Mês	Limite Inferior	Previsão	Limite Superior
2021-10	221,21	235,82	250,44
2021-11	215,33	229,94	244,55
2021-12	218,34	233,38	248,41
2022-01	199,90	215,17	230,44
2022-02	210,02	225,55	241,09
2022-03	214,20	229,99	245,78
2022-04	215,07	231,11	247,14
2022-05	217,27	233,56	249,84
2022-06	230,10	246,62	263,15
2022-07	231,58	248,35	265,11
2022-08	227,39	244,39	261,39
2022-09	219,99	237,23	254,46
2022-10	217,48	235,81	254,14
2022-11	213,65	232,19	250,74
2022-12	214,93	233,83	252,73

Fonte: Elaboração própria

A tabela 3 apresenta o consumo (em milhares de barris) dos últimos 10 anos, os valores estimados para o período entre outubro de 2021 e dezembro de 2022, além da apresentação da variação percentual tendo como ano-base o ano anterior.

Tabela 3 - Consumo médio anual de GLP e variação percentual

ANO	CONSUMO (EM MILHARES DE BARRIS)	VARIAÇÃO
2012	2665	0,19%
2013	2745	3,00%
2014	2778	1,20%
2015	2741	-1,33%
2016	2763	0,80%
2017	2766	0,11%
2018	2743	-0,83%
2019	2730	-0,47%
2020	2807	2,82%
2021	2808	0,04%
2022	2814	0,20%

Fonte: Elaboração própria

É importante salientar que os dados contidos na tabela 03 que compõem o consumo anual são referentes a média diária em cada mês.

Entre os anos de 2012 e 2022, a variação média foi de 0,52% ao ano no consumo de GLP. Para o próximo ano, está prevista uma variação de 0,2%, ou seja, a variação para o próximo ano tem um valor que é a metade da variação média entre os anos 2012 e 2022.

7 Conclusões

O principal objetivo do presente trabalho foi estimar um modelo de previsão para o consumo de gás liquefeito de petróleo no Brasil no período entre outubro/2021 e dezembro/2022. As previsões do consumo de GLP podem auxiliar no planejamento da economia como um todo.

O presente estudo mostrou como se deu o surgimento do petróleo no Brasil e no mundo. Conforme citado, o primeiro poço de petróleo encontrado no Brasil tem como endereço Lobato na Bahia, até o final da década de 1930 o Brasil já contava com três refinarias. Em 1953 cria-se a Petrobras e pouco tempo após sua criação começa a produção de GLP no Brasil e ainda nesta década é criado o vasilhame de 13kg sendo este utilizado até os dias atuais.

Outro ponto exibido neste trabalho foi como se encontra o mercado de GLP no Brasil. Atualmente o preço do GLP no Brasil é o mesmo praticado no mercado internacional. Viu-se que um dos fatores que deve ser levado em conta é o valor do dólar, pois os barris são negociados nessa moeda e o seu aumento consequentemente gera um aumento no valor cobrado internamente pelo gás.

Apresenta-se ainda a média dos preços praticados de janeiro a outubro de 2021, juntamente com a exibição das variáveis que compõem o preço final e quantos por cento elas representam nessa composição dos meses de janeiro a novembro de 2021. Da mesma forma é exibido quanto, em reais, quanto cada variável consome do total pago pelos consumidores.

Trabalhos sobre previsão também foram expostos com o intuito de exibir diferentes metodologias que podem ser aplicadas para a realização de um modelo de previsão como também as variáveis utilizadas em cada estudo.

O trabalho apresentou duas metodologias distintas para o presente estudo, são elas: Amortecimento Exponencial e Box & Jenkins, e ambos foram utilizados a fim de realizar uma competição entre os métodos para assim determinar o método vencedor. A coleta de dados foi realizada no site do IPEA data e a série utilizada foi somente a série histórica de consumo.

Com a competição de métodos, este trabalho exibiu análise do desempenho preditivo *in-sample* e *out-of-sample* para determinar qual seria o modelo vencedor. O modelo escolhido foi o Box & Jenkins, uma vez que este modelo apresentou melhores resultados que o modelo estimado pelo método Amortecimento Exponencial. O

modelo vencedor foi um ARIMA (1,1,1)*(1,0,2). A partir do resultado encontrado, pode-se dizer que para o próximo ano é esperado um aumento de 0,2% no consumo de GLP no Brasil.

Como sugestão de trabalhos futuros, poder-se-ia, por exemplo, aplicar modelos que levem em consideração outras variáveis em sua estrutura, os chamados modelos causais ou de função de transferências. Nestes modelos é possível estimar a relação entre as variáveis com o consumo de GLP. Seria possível, por exemplo, estimar a elasticidade preço e/ou a elasticidade renda do consumo do GLP no Brasil.

REFERÊNCIAS

AGÊNCIA SENADO. Senado Notícias. 2021. Criação do Auxílio Brasil e do vale-gás ocuparam pauta no congresso em 2021. Disponível em: <<https://www12.senado.leg.br/noticias/materias/2021/12/23/criacao-do-auxilio-brasil-e-do-vale-gas-ocuparam-pauta-do-congresso-em-2021>>. Acesso em: 12 de jan. 2022.

ANP - Agência Nacional de Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis, Nota Técnica nº 027/2019/SDR 1, Rio de Janeiro – RJ, 2019.

ARDITO, F. M. de S. A importância da regulação do setor de gases combustíveis e o processo de liberalização. Trabalho de conclusão de curso (Instituto de Economia) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2008.

BALANÇO ENERGÉTICO NACIONAL – BEN. Ministério de Minas e Energia, Brasília – DF, 2018.

CASTRO, I. S. da S. de. Impacto social do preço de combustíveis: estudo da despesa de GLP nas famílias de baixa renda. Salvador, 2021.

DIEESE. **Nota Técnica número 194 de 26 de maio de 2018. A escalada do preço dos combustíveis e as recentes escolhas da política do setor de petróleo.** Departamento Intersindical de Estatística e Estudos Socioeconômicos. São Paulo. 2018.

DUDEWICZ, E.J.; MISHRA, S.N.. *Modern Mathematical Statistics*. Wiley, 1988.

FLACH, N.; GUIMARÃES, L. Petrobras anuncia aumento de 5,9% do gás de cozinha nas distribuidoras. **CNN Brasil**, 2021. Disponível em: <<https://www.cnnbrasil.com.br/business/2021/06/11/petrobras-anuncia-aumento-de-5-9-do-gas-de-cozinha-a-partir-de-segunda-feira>>. Acesso em: 17 ago. 2021.

LEÃO, R. P. F. A atual crise na Petrobras mostra como é importante a regulação. **Carta Capital**, São Paulo, 19 fev. 2021. Disponível em: <<https://www.cartacapital.com.br/artigo/a-atual-crise-na-petrobras-mostra-como-e-importante-a-regulacao/>>. Acesso em: 17 ago. 2021

LEÃO, R. P. F.; NOZAKI, W. V. A economia política dos preços dos combustíveis: uma interpretação. Instituto de Estudos Estratégicos de Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis, Rio de Janeiro, ano 2, n. 9, p. 1-38, abr. 2019. DOI. Disponível em: <<https://drive.google.com/file/d/1Z1YU868azSXlviMMFSu8ZGewLcYqewt-/view>>. Acesso em: 20 ago. 2021.

LIMA, F. A. de S... O Modelo de Avaliação de Desempenho das Empresas Cearenses de Distribuição de Gás Liquefeito de Petróleo. Fortaleza, 2010.

MOREIRA, R. B. Modelos para a Projeção do Consumo Nacional e Regional de Óleo Diesel. Rio de Janeiro: IPEA. 1996.

MOURA, A. C. M. Novas tendências de consumo de GLP – Gás Liquefeito de Petróleo no Brasil. São Caetano do Sul, SP, 2012.

PETROBRAS (Brasil). Petrobras. Gás Liquefeito de Petróleo: Informações Técnicas. 2013. Disponível em: <<http://sites.petrobras.com.br/minisite/assistenciatecnica/>>. Acesso em: 05 set. 2019

PETROBRAS (Brasil). PETROBRAS: Gás Liquefeito de Petróleo. 2019. Disponível em: <<https://petrobras.com.br/pt/nossas-atividades/composicao-de-precos-de-venda-ao-consumidor/gas-liquefeito-de-petroleo-glp/#:~:text=O%20pre%C3%A7o%20que%20a%20Petrobras,PIS%2FPASEP3%20e%20Cofins4>>. Acesso em: 05 set. 2019.

SAMOHYL, R. W.; DANTAS, A. de B. Previsão com cointegração e modelo a correção de erro: aplicação empírica no consumo de gasolina no Brasil. Disponível em: <http://www.abepro.org.br/biblioteca/enegep1998_art114.pdf>. Acesso em: 04 fev. 2021.

SANTIAGO, F. S. Um modelo econométrico + insumo-produto para a previsão de longo prazo da demanda de combustíveis no Brasil. Dissertação (Mestrado em Economia Aplicada) – Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2009.

SANTOS, B. R. C. dos. Um panorama sobre a evolução do mercado de gás liquefeito de petróleo e sua contribuição ao cenário energético brasileiro. Niterói, RJ : [s.n.], 2016.

SANTOS JÚNIOR, A. C. R. dos. Análise comparativa de modelos estatísticos para previsão de demanda de gasolina no Brasil. 2018. 74 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2018.

SCHUCH, M.; Bolsonaro sanciona projeto de lei com orçamento de R\$300 milhões para vale-gás voltado a famílias de baixa renda, 2012. Disponível em:<<https://valor.globo.com/brasil/noticia/2021/12/22/bolsonaro-sanciona-projeto-de-lei-com-orcamento-de-r-300-milhoes-para-vale-gas-voltado-a-familias-de-baixa-renda.ghtml>>. Acesso em: 12 de jan. 2022.

SINDIGÁS - SINDICATO NACIONAL DAS EMPRESAS DISTRIBUIDORAS DE GÁS LIQUEFEITO DE PETRÓLEO (Brasil).

_____ SINDIGÁS, 2022a. Disponível em:

< https://www.sindigas.org.br/?page_id=2968>. Acesso em: 12 jan. 2022.

_____ SINDIGÁS, 2022b. Disponível em: <

https://www.sindigas.org.br/?page_id=2971>

_____ SINDIGÁS, 2022C. Disponível em:<

https://www.sindigas.org.br/?page_id=24243>

SOUZA, F. M.; ALMEIDA, S. G.; SOUZA, A. M.; LOPES, L. F. D.; ZANINI, R. R. (2011); **Previsão do preço da gasolina para a região sul do Brasil**. IJIE – *Iberoamerican Journal of industrial Engineering*. v.3, n.1, p. 234-248.

THOMAS, J. E. **Fundamentos de Engenharia de Petróleo**, 2ª edição, Rio de Janeiro: Editora Iterciência, 2001. 271 p.

ZANINI, A. **Redes Neurais e Regressão Dinâmica: um modelo híbrido para previsão de curto prazo da demanda de gasolina automotiva no Brasil**. 85p. Dissertação - Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2000.