



Percio Pereira Ferrer

**Influência do estoque de petróleo na duração
da estadia de navios petroleiros em um grande
terminal aquaviário**

Dissertação de Mestrado

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Industrial da PUC-Rio como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Produção.

Orientador: Prof. Eugenio Kahn Epprecht

Co-orientador: Prof. Gustavo Souto dos Santos Diz



Percio Pereira Ferrer

**Influência do estoque de petróleo na duração da estadia
de navios petroleiros em um grande terminal aquaviário.**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre (opção profissional) pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

Prof. Eugenio Kahn Eprecht

Presidente e Orientador

Departamento de Engenharia Industrial - PUC-Rio

Prof. Gustavo Souto dos Santos Diz

Co-orientador

Petróleo Brasileiro – Rio de Janeiro - Matriz

Prof. Antônio Márcio Tavares Thomé

Departamento de Engenharia Industrial - PUC-Rio

Prof. Fernando Luiz Cyrino Oliveira

Departamento de Engenharia Industrial - PUC-Rio

Prof. Márcio da Silveira Carvalho

Coordenador (a) Setorial do Centro Técnico Científico - PUC-Rio

Rio de Janeiro, 01 de outubro de 2018.

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização do autor, do orientador e da universidade.

Pércio Pereira Ferrer

Graduou-se em Engenharia de Bioprocessos e Biotecnologia pela Universidade Federal do Paraná (UFPR) em 2006. Iniciou suas atividades na Petróleo Brasileiro S.A. (Petrobras) em junho de 2008, na gerênlogística de petróleo, onde continua até a presente data.

Ficha Catalográfica

Ferrer, Pércio Pereira

Influência do estoque de petróleo na duração da estadia de navios petroleiros em um grande terminal aquaviário / Pércio Pereira Ferrer; orientador: Eugenio Kahn Epprecht; co-orientador: Gustavo Souto dos Santos Diz. – 2019.

72 f. : il. color. ; 30 cm

Dissertação (mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Industrial, 2019.

Inclui bibliografia

1. Engenharia Industrial – Teses. 2. Estadia de navios. 3. Regressão linear múltipla. 4. Estoque de petróleo. 5. Custo de excesso de estadia. I. Epprecht, Eugenio Kahn. II. Diz, Gustavo Souto dos Santos. III. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Industrial. IV. Título.

CDD: 658.5

Agradecimentos

Aos meus queridos pais e irmãos, pelo amor incondicional, suporte e pela contribuição na base da minha formação pessoal.

À minha amada esposa Laura, pelo amor, paciência, compreensão e apoio durante todo o período do mestrado em que tive que dedicar meu tempo a este fim.

Ao meu orientador, Professor Eugenio Kahn Epprecht, pelas valiosas sugestões, pela confiança e estímulo na condução deste trabalho.

Ao meu co-orientador, Eng. Gustavo Souto dos Santos Diz, pela grande contribuição no direcionamento deste trabalho.

À Petrobras, pela oportunidade e pelo suporte concedidos, sem os quais este trabalho não poderia ter sido realizado.

A todos aqueles que de alguma forma contribuíram e me incentivaram para a conclusão deste trabalho.

Resumo

Ferrer, Pércio Pereira; Epprecht, Eugenio Kahn (Orientador); Diz, Gustavo Souto dos Santos (Co-orientador). **Influência do estoque de petróleo na duração da estadia de navios petroleiros em um grande terminal aquaviário**. Rio de Janeiro, 2018. 72p. Dissertação de Mestrado - Departamento de Engenharia Industrial, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

A empresa petrolífera estudada define a meta para o estoque total de petróleo utilizando inúmeros fatores, porém não considera em sua metodologia os custos despendidos no transporte marítimo. Durações de estadia acima do padrão geram custos adicionais substanciais no processo de movimentação de petróleo e o conhecimento dos fatores que afetam a estadia pode auxiliar na identificação das ações que devem ser tomadas para redução dos custos. Desta forma, com o propósito de contribuir para a redução dos custos de transporte marítimo, o objetivo do trabalho é verificar a dependência entre a estadia de navios em um grande terminal da empresa e outras variáveis da cadeia de suprimentos. Os dados históricos de estadia de navios, estoque, produção, refino, venda e compra de petróleo, nos anos de 2016 e 2017, foram obtidos dos sistemas internos da companhia, e foram avaliados estatisticamente. A regressão que melhor explicou a quantidade de navios aguardando atracação no terminal estudado conteve como variáveis independentes o estoque total da empresa, o refino, o estoque de petróleo dos terminais e refinarias atendidas pelo terminal estudado e o valor da quantidade de navios aguardando atracação no período anterior. Utilizando a equação do modelo selecionado, é constatado que elevações no estoque total de petróleo provocam um aumento no custo de estadia 11% maior que o aumento do custo financeiro do estoque. Assim, com base nos resultados obtidos, esse trabalho propõe que o impacto do nível de estoque na estadia dos navios deve ser considerado no cálculo do estoque meta, o que trará ganhos de dezenas de milhões de dólares ao ano para a empresa estudada.

Palavras-chave

Estadia de navios; regressão múltipla; estoque; custo de excesso de estadia.

Abstract

Ferrer, Pécio Pereira; Epprecht, Eugenio Kahn (Advisor); Diz, Gustavo Souto dos Santos (Co-advisor). **Influence of the Petroleum stock on the duration of oil tankers stay at a large onshore terminal.** Rio de Janeiro, 2018. 72p. Dissertação de Mestrado - Departamento de Engenharia Industrial, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

The petroleum company studied sets the target for the total oil stock using many factors, but does not consider in its methodology the costs incurred in shipping. Length of stay above the standard will generate significant additional costs in the oil transportation. Knowledge of the factors that affect the stay can help identify the actions that must be taken to reduce costs. Thus, in order to contribute to the reduction of shipping costs, the objective of this work is to verify the dependence between the stay of ships in a large terminal of the company and other variables of the supply chain. The historical data on the duration of the ship stay, inventory, production, refining, sale and purchase of oil in the years 2016 and 2017 were obtained from the company's internal systems and were statistically evaluated. The regression that best explained the number of ships waiting berthing at the terminal studied contained as independent variables the company's total oil stock, the refining, the oil stock of the terminals and refineries served by the terminal studied and the number of ships waiting berthing in the previous period. Using the equation of the selected model, increases in the total oil inventory cause a 11% higher excess of stay cost than the increase in the financial cost of the stock. Thus, based on the results obtained, this work proposes that the impact of the inventory level on the ship's stay have to be considered in the calculation of the target stock, which will bring tens of millions of dollars a year earnings for the company studied.

Keywords

Stay of ships; multiple linear regression; petroleum stock; cost of excess stay.

Sumário

1	Introdução	11
1.1.	Estrutura do trabalho	14
2	Contexto do Problema Real	15
2.1.	Empresa estudada	15
2.2.	Terminal aquaviário analisado	16
2.3.	Estoque operacional disponível	17
3	Revisão de Literatura	18
3.1.	Gestão da cadeia de suprimentos de petróleo	18
3.2.	Custo de estoque	19
3.3.	Custo de sobreestadia de navios	20
3.4.	Técnicas Estatísticas	21
3.4.1.	Gráfico de dispersão	22
3.4.2.	Coefficiente de correlação entre variáveis	23
3.4.3.	Regressão linear simples	23
3.4.4.	Regressão linear múltipla (RLM)	24
3.4.4.1.	Parâmetros de comparação entre modelos de RLM	26
3.4.4.2.	Pressupostos para a utilização de RLM	27
3.4.5.	Regressão dinâmica	28
3.4.5.1.	Parâmetros de comparação entre modelos de Regressão Dinâmica	29
3.4.6.	Construção de modelos de regressão	29
4	Metodologia	31
4.1.	Coleta de dados	33
4.1.1.	Análise de consistência dos dados	34
4.1.2.	Criação da variável “Navios em Espera”	34
4.2.	Análise estatística por RLM	36
4.2.1.	RLM de variáveis transformadas	37
4.2.2.	RLM de médias móveis das variáveis	37
4.3.	Análise estatística por Regressão dinâmica	40
4.4.	Comparação do custo de estadia com o custo de estoque	40
5	Resultados e Discussão	42
5.1.	Resultado da análise estatística por RLM	42
5.1.1.	Resultado das RLM de variáveis transformadas	48
5.1.2.	Resultado das RLM de médias móveis das variáveis	51
5.1.3.	Avaliação da autocorrelação dos erros dos modelos de RLM	56
5.2.	Resultado das regressões dinâmicas	58
5.2.1.	Comparação dos modelos de regressão dinâmica	62
5.2.2.	Análise dos sinais dos coeficientes do modelo selecionado	63
5.3.	Comparação do custo de estadia com o custo de estoque	64
6	Conclusões e Recomendações	66
7	Referências Bibliográficas	69

Lista de figuras

Figura 1 – Esquema de uma Cadeia de Suprimento de Petróleo até o Refino.	11
Figura 2 – Exemplo de projeção de estoque de petróleo.	12
Figura 3 – Esquema da movimentação de petróleo pelo terminal estudado.	16
Figura 4 – Possíveis padrões para um diagrama de dispersão.	22
Figura 5 – Esquema para um modelo de regressão linear.	24
Figura 6 – Visão geral das etapas da metodologia do presente trabalho.	33
Figura 7 – Gráfico de dispersão de “Navios em Espera” e “Estoque Total”.	44
Figura 8 – Gráfico de dispersão de “Navios em Espera” e “Produção”.	44
Figura 9 – Gráfico de dispersão de “Navios em Espera” e “Refino”.	45
Figura 10 – Gráfico de dispersão de “Navios em Espera” e “Compra”.	45
Figura 11 – Gráfico de dispersão de “Navios em Espera” e “Venda”.	46
Figura 12 – Gráfico de dispersão de “Navios em Espera” e “Estoque Terminal”.	46
Figura 13 – Gráfico de dispersão de “Navios em Espera” e “Estoque RefTerm”.	46
Figura 14 – Gráfico de dispersão de “Estoque RefTerm” e “Estoque Terminal”.	47
Figura 15 – Gráfico de dispersão de “Estoque RefTerm” e “Estoque Total”.	48
Figura 16 – Comparação das correlações entre as médias móveis das variáveis “Navios em Espera” e “Estoque Total”	53
Figura 17 – Gráfico de dispersão de “Navios Espera M10” e “Estoque Total M10”.	54
Figura 18 – Gráfico de dispersão de “Navios Espera M15” e “Estoque Total M15”.	54

Figura 19 – Gráfico de dispersão de “Navios Espera M20” e “Estoque Total M20”.	55
Figura 20 – Gráfico de dispersão de “Navios Espera M30” e “Estoque Total M30”.	55
Figura 21 – Gráfico de dispersão de “Navios Espera M45” e “Estoque Total M45”.	55
Figura 22 – Gráfico de dispersão de “Navios Espera M60” e “Estoque Total M60”.	56
Figura 23 – Gráfico FAC dos erros da RLM dos dados puros.	56
Figura 24 – Gráfico FAC dos erros da RLM elaborada com uma seleção de variáveis puras.	57
Figura 25 – Gráfico FAC dos erros da RLM M30.	57
Figura 26 – Gráfico FAC dos erros da RLM elaborada com as médias móveis de variáveis selecionadas.	58
Figura 27 - Gráfico FAC dos erros do modelo de regressão dinâmica para a agregação dos dados através de média de 7 dias.	60
Figura 28 – Gráfico FAC dos erros do modelo de regressão dinâmica para a agregação dos dados através de média de 10 dias.	61
Figura 29 – Gráfico FAC dos erros do modelo de regressão dinâmica para a agregação dos dados através de média de 15 dias.	61
Figura 30 – Gráfico FAC dos erros do modelo de regressão dinâmica para a agregação dos dados através de média de 20 dias.	61
Figura 31 – Gráfico FAC dos erros do modelo de regressão dinâmica para a agregação dos dados através de média de 30 dias.	62

Lista de tabelas

Tabela 1 – Táticas do estudo de caso para quatro testes de projeto.	31
Tabela 2 – Cálculo do número de navios em espera por dia.	35
Tabela 3 – Descrição das variáveis analisadas na fase preliminar.	36
Tabela 4 – Descrição das variáveis utilizadas na Regressão M30.	39
Tabela 5 – coeficientes das variáveis e suas significâncias.	42
Tabela 6 – Correlação entre as variáveis utilizadas na fase preliminar.	43
Tabela 7 – Correlação das variáveis após transformação da variável dependente.	49
Tabela 8 – Correlações da variável dependente com as variáveis independentes originais e com o logaritmo neperiano das variáveis independentes.	49
Tabela 9 – Correlações da variável dependente com as variáveis independentes originais e com o inverso das variáveis independentes.	50
Tabela 10 – Resultado das RLMs com as variáveis transformadas.	50
Tabela 11 – Resultado das RLMs com as médias móveis das variáveis.	52
Tabela 12 – Resultado do modelo de regressão dinâmica para a agregação dos dados através de média de 7 dias.	59
Tabela 13 – Resultado do modelo de regressão dinâmica para a agregação dos dados através de média de 10 dias.	59
Tabela 14 – Resultado do modelo de regressão dinâmica para a agregação dos dados através de média de 15 dias.	59
Tabela 15 – Resultado do modelo de regressão dinâmica para a agregação dos dados através de média de 20 dias.	59
Tabela 16 – Resultado do modelo de regressão dinâmica para a agregação dos dados através de média de 30 dias.	60
Tabela 17 – Resultado dos parâmetros das regressões dinâmicas.	62

Introdução

A indústria do petróleo tem desempenhado um papel fundamental na economia moderna. Segundo dados do relatório anual da ANP de 2018, a produção mundial de petróleo no ano de 2017 foi de 92,6 milhões de barris/dia, sendo que 2,7 milhões de barris/dia foram produzidos no Brasil. Com valor médio de US\$ 54,25 por barril para o petróleo Brent em 2017 (Statista, 2018), a receita gerada com a venda da produção de petróleo foi de cerca de 1,8 trilhões de dólares no mundo e 54 bilhões de dólares no Brasil em 2017.

A cadeia de suprimentos do petróleo é composta por atividades desde a produção, armazenamento nos locais de produção (plataformas ou terminais), transporte dos pontos de produção até os pontos de processamento, refino, distribuição dos produtos derivados de petróleo e comercialização desses derivados (Bowersox et al., 2014). A Figura 1 apresenta de forma esquemática uma parte da cadeia de suprimento de petróleo desde a produção até a etapa de refino, que é o foco deste trabalho.

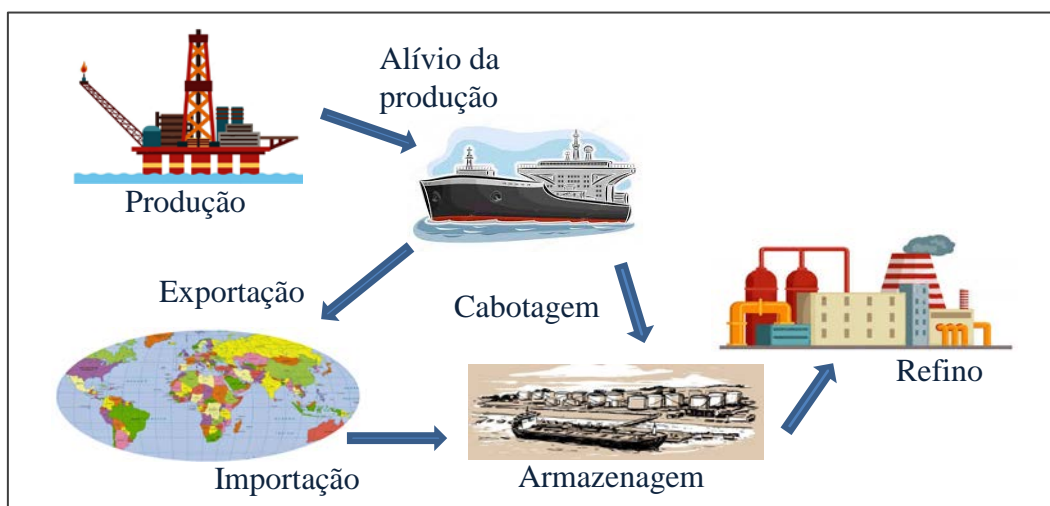


Figura 1 – Esquema de uma Cadeia de Suprimento de Petróleo até o Refino.

Fonte: Elaboração própria.

No esquema da Figura 1, a produção é realizada em plataformas marítimas com capacidade de armazenagem limitada e, assim, o estoque do ponto de produção deve ser aliviado periodicamente por navios petroleiros que irão

transportar o petróleo para um terminal aquaviário. A partir do terminal, o petróleo é enviado através de dutos para as refinarias, onde ocorre o processamento e a produção dos derivados. Além das atividades mostradas na Figura 1, no Brasil também existe a produção de petróleo em baixos volumes em terra, que é enviada para terminais e ou refinarias por dutos ou até caminhões, e produção marítima em locais de águas rasas perto da costa, que é escoada por dutos até um terminal em terra ou refinaria, sem a necessidade de utilização de navios petroleiros.

Para um controle eficaz dessa cadeia é necessário que o estoque global de petróleo (desde os pontos de produção até os pontos de consumo) esteja em um patamar adequado dentro de uma faixa definida. O limite superior dessa faixa é definido para evitar falta de espaço nos pontos de produção, o que provocaria parada na produção de petróleo. Além disso, estoque em excesso causa maior custo financeiro de manutenção desse estoque, o que deve ser evitado. O limite inferior da faixa é delimitado para evitar a falta de matéria prima nas refinarias, o que causaria redução no refino e na produção de derivados. Assim, é imprescindível o gerenciamento de uma série de informações como estimativa de produção de petróleo, refino planejado para atender a previsão do mercado de derivados, indicação econômica de importação e exportação de petróleo para adequar a qualidade do elenco a ser processado em cada refinaria, com uma visão de médio prazo (horizonte de meses), com o objetivo de elaborar uma projeção de estoque de petróleo, como exemplificado na Figura 2.

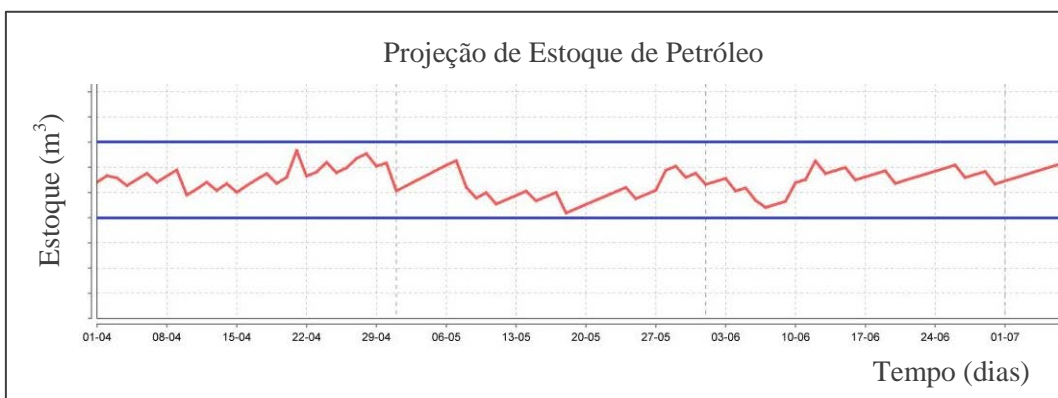


Figura 2 – Exemplo de projeção de estoque de petróleo.

Fonte: Elaboração própria.

Na empresa estudada, o cálculo da projeção do estoque de petróleo é feito semanalmente e com um horizonte de 100 dias conforme apresentado na Figura 2. Devido às variações nos volumes de produção e refino, ajustes são feitos nas solicitações de importação e exportação com o objetivo de manter toda a projeção de estoque dentro da faixa-meta, área delimitada pelas linhas horizontais azuis da Figura 2. A meta de estoque é proposta considerando o custo financeiro da manutenção do estoque e os níveis de serviço planejados para o suprimento das refinarias e para o escoamento da produção. Porém, é considerado nesse estudo que mais um fator deve ser considerado para a escolha do estoque meta da empresa em estudo: o efeito do nível de estoque na elevação do custo de transporte marítimo.

Parte do custo de transporte é devida à estadia de navios nos terminais aquaviários, que consiste no tempo entre a chegada do navio e o momento de sua saída desse terminal, incluindo o período em que o navio aguarda atracação. Valores de estadia acima do padrão internacional (máximo de 36 horas) geram custos adicionais substanciais. Para a empresa estudada, a movimentação de petróleo entre os pontos de produção e os pontos de consumo feita por navios petroleiros custa dezenas de milhões de dólares por mês. Em 2017, cerca de 20% desse custo foi oriundo da ociosidade de navios petroleiros que aguardaram para atracar nos terminais aquaviários. Dado o alto valor envolvido, é necessário um maior conhecimento dos fatores que afetam a estadia de navios nos terminais aquaviários para embasar decisões táticas que proporcionem redução dos custos de transporte.

Para promover uma melhor visão dessa questão ligada à cadeia de suprimento de petróleo, esta dissertação propõe um estudo específico sobre a estadia de navios petroleiros em um terminal aquaviário de grande porte utilizando regressão linear múltipla a partir de dados históricos. Nesse sentido, para guiar esse trabalho, foram levantadas as seguintes perguntas de pesquisa:

- Quais os fatores que explicam a estadia de navios petroleiros no terminal estudado?
- O nível de estoque de petróleo na cadeia de suprimentos da empresa analisada afeta a estadia de navios petroleiros nesse terminal?
- Seria possível, através de um ajuste no estoque meta de petróleo da empresa, aumentar a eficiência no transporte marítimo e proporcionar economia?

Assim, o objetivo principal do trabalho é colaborar com o aumento da eficiência do transporte marítimo da empresa, através do estudo da estadia de navios petroleiros em um grande terminal aquaviário. Como objetivos específicos temos: (1) verificar a dependência entre a duração da estadia de navios no maior terminal aquaviário utilizado pela empresa e variáveis como o volume de estoque, produção, refino, importação e exportação de petróleo; (2) realizar uma comparação entre a variação no custo de estoque e no custo de estadia, a partir de uma variação hipotética no estoque meta da empresa; (3) propor para os gestores da companhia a consideração dos custos de estadia no cálculo do estoque meta de petróleo de todo o sistema.

A utilização de métodos estatísticos bem conhecidos para a elucidação de um problema real de uma empresa brasileira e a evidenciação do efeito do estoque sobre o custo de estadia de navios são contribuições acadêmicas esperadas desse trabalho. Dessa forma se cria a oportunidade para novos estudos sobre a inclusão do custo de estadia como um fator a ser considerado nos modelos de otimização de estoque em cadeias de suprimentos, pelo menos no contexto de uma cadeia de suprimento de petróleo

1.1

Estrutura do trabalho

Esta dissertação está organizada em seis capítulos, sendo este primeiro dedicado à introdução e à apresentação dos objetivos. Na sequência, o Capítulo 2 descreve o contexto do problema real apresentado nesse estudo de caso, com detalhes da empresa e do terminal em estudo. No Capítulo 3 é apresentado um referencial teórico acerca dos assuntos aqui tratados. O Capítulo 4 detalha a metodologia da pesquisa e o método estatístico utilizado para análise dos dados. No Capítulo 5 são discutidos os resultados obtidos. E, por fim, o Capítulo 6 contém as conclusões deste trabalho e sugestões de direções para futuras pesquisas.

2

Contexto do Problema Real

2.1

Empresa estudada

A Empresa utilizada no estudo é uma multinacional, que opera em mais de 25 países, no ramo de energia, prioritariamente nos segmentos de exploração e produção, refino, comercialização, transporte, petroquímica, distribuição de derivados, gás natural, energia elétrica, gás-química e biocombustíveis. É proprietária de 13 refinarias, 5 unidades de produção de biocombustíveis, 20 usinas termoelétricas, uma usina solar, 3 fábricas de fertilizantes, 55 navios de carga, e tem participação em uma grande distribuidora de derivados de petróleo e em 4 usinas de energia eólica. Destaca-se por ser líder mundial no desenvolvimento de tecnologia avançada para a exploração petrolífera em águas profundas e ultra profundas.

Em 2017, apresentou produção diária de petróleo de 2,15 milhões de barris no país sede através de 120 plataformas de produção. Sua capacidade de refino instalado é de cerca 2,2 milhões de barris/dia. Como a capacidade de produção e de refino apresentam a mesma ordem de grandeza, a empresa apresenta flexibilidade para decidir economicamente, com base no cenário específico de cada mês, qual o volume de petróleo será refinado e quanto será o excedente a ser exportado. Também são realizadas importações de petróleo para adequar o elenco a ser processados nas refinarias com o mercado de derivados.

Por ser uma empresa integrada, tem a possibilidade de decidir a meta de estoque total de petróleo, em sua cadeia de suprimentos, para operar de forma otimizada em todo o sistema. Para isso, leva em consideração a minimização de riscos de falta de espaço em seus pontos de produção de petróleo, e a maximização do nível de serviço de matéria-prima em suas refinarias.

2.2

Terminal aquaviário analisado

O terminal aquaviário analisado está a cerca de um dia de distância dos principais pontos de produção de petróleo da empresa. É utilizado para realizar o suprimento de quatro refinarias, que representam mais de 40% da capacidade de refino da empresa. Também recebe navios que transportam derivados de petróleo para atendimento do mercado local, ou para escoar o excedente produzido nas quatro refinarias. Possui quatro píeres, sendo dois dedicado a atracação de navios petroleiros, um exclusivo para navios de derivados e outro compartilhado entre o suprimento de petróleo e a movimentação de derivados.

Na Figura 3 é apresentado um esquema da movimentação de petróleo pelo terminal estudado.

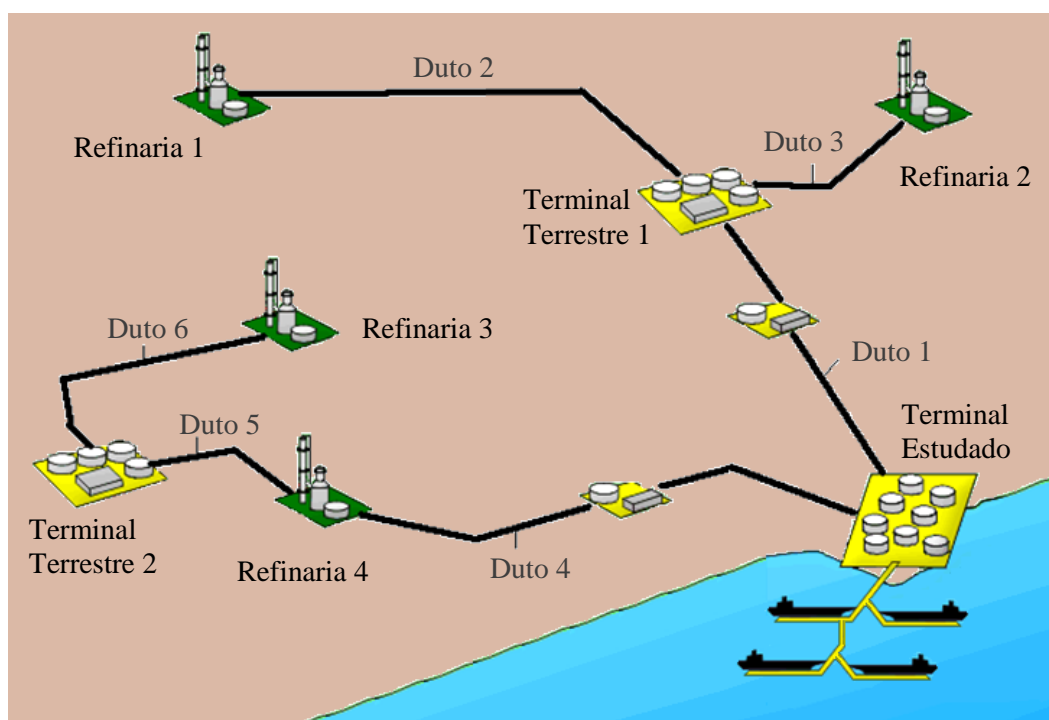


Figura 3 – Esquema da movimentação de petróleo pelo terminal estudado.

Fonte: Elaboração própria.

O petróleo descarregado nesse terminal é enviado por dois dutos para outros dois terminais terrestres que auxiliam no suprimento das refinarias. O conjunto desses três terminais e das quatro refinarias apresenta cerca de 40% da capacidade de armazenagem de petróleo em terra da empresa. Dada a grande importância desse terminal, ele foi o escolhido para a realização do presente estudo.

2.3

Estoque operacional disponível

Na empresa em estudo, foi definido como “Estoque Total de Petróleo” o volume total de petróleo em estoque em refinarias, oleodutos, terminais, pontos de produção, navios de cabotagem, navios de petróleo importado a partir da data de atracação e navios com petróleo que serão exportados até a data de emissão da nota fiscal.

Já o “Estoque Operacional de Petróleo” é o “Estoque Total de Petróleo” com exclusão do volume de petróleo nos lastros dos tanques das refinarias, terminais, plataformas e nos oleodutos. O lastro dos tanques se refere ao volume presente abaixo do duto de saída do tanque e, portanto, não pode ser bombeado durante a operação normal do tanque. Ou seja, o conceito “operacional” se refere ao volume que pode ser utilizado para dar continuidades às movimentações entre os elos da cadeia.

Outro conceito utilizado foi o “Estoque Disponível de Petróleo”, que é o “Estoque Total de Petróleo” excluído o volume de óleo que por sua qualidade não pode ser prontamente processado.

Para este estudo foram utilizados somente os dados de “Estoque Operacional Disponível”, ou seja, o volume total de petróleo com exclusão do volume de óleo sem qualidade para ser prontamente processado e do volume de petróleo nos lastros dos tanques e oleodutos.

3

Revisão de Literatura

Este referencial teórico apresenta os assuntos no qual este trabalho está inserido, abordando apenas o necessário como base para a compreensão do estudo, como os principais conceitos relacionados à gestão de uma cadeia de suprimentos de petróleo, custo de estoque, custo de transporte marítimo e da análise estatística utilizada.

3.1

Gestão da cadeia de suprimentos de petróleo

Figueiredo et al. (2006) definem gestão de uma cadeia de suprimentos como a coordenação das relações a montante e a jusante com fornecedores e clientes para entregar mais valor ao cliente, a um custo menor para a cadeia de suprimentos como um todo. Segundo Bowersox et al. (2014), o foco da gestão integrada é atingir o melhor resultado para toda a cadeia, o que não significa necessariamente obter o menor custo para cada etapa do processo.

A gestão da cadeia de suprimento de petróleo está recebendo cada vez mais atenção da academia (Lima et al., 2018; Zhang et al., 2018; Agra et al., 2018; Ghaithan et al., 2017, Assis e Camponogara, 2016, Ribeiro et al., 2016). Lima et al. (2016) revisaram a produção científica sobre a aplicação de técnicas de programação matemática aos problemas de distribuição da cadeia produtiva de petróleo. Christiansen et al. (2013) realizaram uma revisão de literatura sobre roteamento e scheduling de navios, sistemas de transporte marítimo, planejamento tático e operacional da frota, além de apresentarem algumas perspectivas sobre o uso de sistemas de suporte à decisão baseados em otimização para roteamento e agendamento de navios. Sahebi et al. (2014) elaboraram uma extensa revisão de modelos de programação matemática, aplicados à cadeia de suprimento de petróleo, relatando os desafios atuais e emergentes em torno das decisões estratégicas e táticas desse tema.

Devido à complexidade dessa cadeia de suprimento, o processo de tomada de decisão é uma tarefa difícil, que envolve inúmeros elementos do fornecimento de petróleo (Lima et al., 2016). Assim, no atual cenário altamente competitivo, são necessários vários estudos sobre melhoria no desempenho econômico e aumento na lucratividade de empresas petrolíferas. Rocha et al. (2013) elaboraram um trabalho envolvendo o transporte de petróleo bruto de plataformas para terminais usando navios petroleiros visando minimização do custo de transporte. Persson e Göthe-Lundgren (2004) elaboraram um otimizador de transporte marítimo considerando que os níveis de estoque nas refinarias e terminais são afetados pela programação de navios. Hamiche et al. (2017) abordou o controle dinâmico da cadeia de suprimento focado em atividades operacionais com o objetivo principal de manter o nível de estoque em um nível desejado, enquanto sincroniza os fluxos dentro de um conjunto restrições e limites físicos. Papageorgiou et al. (2014) apresentaram uma descrição detalhada de uma classe particular de problemas determinísticos de roteamento de inventário marítimo (MIRPs), denominada MIRPs de alto-mar com rastreamento de estoque em cada porto. Diz et al. (2017) elaboraram uma modelagem de uma empresa petrolífera responsável pela programação de navios para transportar petróleo bruto dos locais de produção para os portos de descarga considerando que os níveis de estoque em ambos os pontos (produção e consumo) devem ser mantidos entre os limites operacionais de segurança para evitar interrupção na produção de petróleo e/ou no processo de refino.

São descritos nas próximas seções o custo de manutenção dos estoques e o custo de sobreestadia de navios que são itens levados em consideração nesse trabalho pra a otimização da cadeia de suprimentos da empresa estudada.

3.2

Custo de estoque

Um dos assuntos tratados na gestão da cadeia de suprimentos se refere aos estoques, que são acumulações de matérias-primas, produtos intermediários e produtos acabados (Silver et al., 2017). De acordo com Bonney (1994), a manutenção de estoque possibilita a melhoria do nível de serviço, redução dos prazos de entrega e suavização das flutuações de demanda e produção. Em

contrapartida, há retenção de capital, ocupação de espaço para armazenamento e risco de obsolescência. Ballou (1993) afirma que o estoque imobiliza capital que poderia ser empregado de forma diferente dentro ou fora da organização. Assim, é necessário um equilíbrio entre os custos e benefícios através de um planejamento e controle de estoques.

Em uma empresa de petróleo, o que mais impacta no custo de estoque de petróleo é o custo médio ponderado de capital (CMPC), que é definido por Waller e Esper (2014) como o custo de oportunidade do capital (investimento não feito para possibilitar o carregamento de estoque), que varia com base no segmento de cada empresa. Silver et al. (1998) adotam a Equação 1 para calcular o custo de manutenção de estoque.

$$CE = i \cdot V \cdot E \quad (1)$$

Na Equação 1, **CE** representa o custo de estoque; **i** é a taxa do custo médio ponderado de capital; **V** é o valor unitário do item em estoque e **E** representa o estoque médio.

3.3

Custo de sobreestadia de navios

Um dos aspectos avaliados nos estudos sobre cadeia de suprimento de petróleo é a estadia de navios nos terminais aquaviários (Christiansen et al., 2013). Estadia é o período acordado entre as partes do contrato, em que o armador, ou operador do navio, põe e mantém este à disposição do afretador (ou do consignatário da mercadoria) para as operações de carga e/ou descarga e durante o qual não é devido qualquer pagamento. Já a sobreestadia é a utilização do navio além da estadia, sendo devido pelo afretador (ou consignatário) ao armador uma indenização (demurrage) em consequência da utilização de tempo além daquele fixado no contrato (estadia) para as operações de carga e/ou descarga, conforme apresentado na Equação 2 (Collyer e Collyer, 2002),

$$SE = H \cdot d \quad (2)$$

onde SE representa o custo de sobreestadia, H é o valor diário de utilização do navio e d é o número de dias de sobreestadia.

A existência de filas de navios aguardando berço para atracação em terminais gera custos adicionais para os proprietários dos navios e da carga e que a construção de um novo berço reduz esse fato, porém, é um processo demorado e dispendioso (Saeed e Larsen, 2016). Um melhor controle da estadia de navios gera a redução da variância dos níveis de estoque dos terminais marítimos e permite que a empresa reduza os níveis e os custos de estoque (Carotenuto et al., 2014).

Para verificar a proposição do estudo, que o nível de estoque afeta a estadia de navios, foram utilizadas algumas ferramentas estatísticas que são apresentadas na próxima Seção.

3.4

Técnicas Estatísticas

Estudos recentes, citados a seguir, têm utilizado ferramentas estatísticas para explicar fenômenos reais de interesse da sociedade e de empresas. Por exemplo, foi utilizada Regressão Linear Múltipla (RLM) para a criação de um diagnóstico de falhas de curto-circuito em motores (Junior et al., 2017), para fazer previsão da emissão de CO₂ de termoelétricas a carvão da China (Libao et al., 2017) e para a melhoria de um modelo que explica o funcionamento de coletores solares térmicos (Kicsiny, 2016). Ghorbani et al. (2017) elaboraram um modelo de previsão da altura e do período de ondas na costa da Tasmânia utilizando regressão linear múltipla integrada com a teoria do caos (Chaos-MLR). Na área de petróleo, Robertson et al. (2011) utilizaram RLM das taxas individuais de fluxo de petróleo para derivar funções de custo e receita de refino, que foram utilizadas para fornecer um cronograma mais inteligente de suprimento e produção, considerando também os custos logísticos. Liu e Ma (2014) investigaram, com base na análise de correlações cruzadas, as relações entre os preços de petróleo bruto e de produtos derivados de petróleo. Fan et al. (2016) propuseram um novo esquema de regressão vetorial para previsão de preços do petróleo bruto. Da mesma forma que os artigos citados anteriormente, o presente trabalho utiliza técnicas estatísticas para a elucidação de um problema real da cadeia de suprimento de petróleo.

Para possibilitar o entendimento da metodologia utilizada nesse estudo, serão explicados, na sequência, os conceitos de gráfico de dispersão, correlação entre variáveis e regressão linear simples e múltipla.

3.4.1

Gráfico de dispersão

Segundo Levine et al. (2016), um gráfico de dispersão é elaborado pela inserção de uma variável numérica no eixo horizontal (X) e os valores correspondentes a uma segunda variável numérica o eixo vertical (Y). Dessa forma, é possível explorar a possível relação entre essas duas variáveis. Na Figura 4 são apresentadas as possíveis relações entre as variáveis plotadas num gráfico de dispersão.

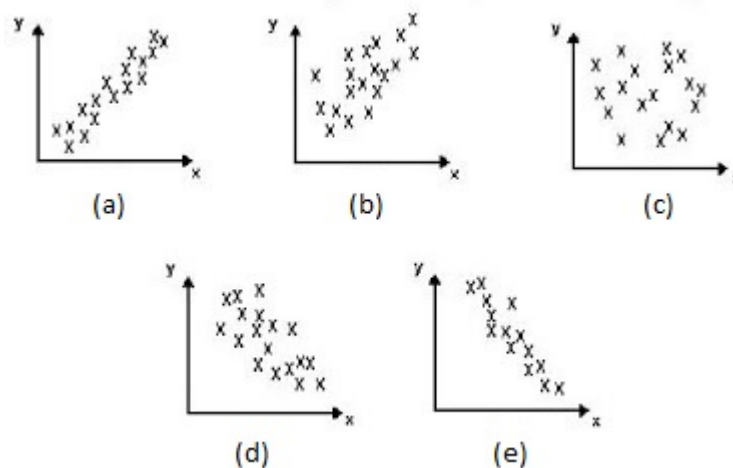


Figura 4 – Possíveis padrões para um diagrama de dispersão.

Fonte: Levine et al. (2016) - adaptado.

Qualitativamente, as relações entre as variáveis apresentadas na Figura 4 são classificadas em: (a) elevada correlação positiva; (b) moderada correlação positiva; (c) ausência de correlação; (d) moderada correlação negativa; (e) elevada correlação negativa.

Para mensurar quantitativamente a associação entre as variáveis pode-se calcular o coeficiente de correlação entre elas, conforme apresentado a seguir.

3.4.2

Coeficiente de correlação entre variáveis

Moore et al. (2006), explicam que a correlação entre duas variáveis X e Y mede a força ou grau de associação linear entre elas. É uma medida que avalia o quanto a forma de nuvem de pontos de um diagrama de dispersão aproxima-se de uma reta. A estimativa do coeficiente de correlação linear de Pearson (r), a partir de uma amostra de n pares (X_i, Y_i), com i=1,2,...,n, é dado pela Equação 3 abaixo,

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - X_M) \cdot (Y_i - Y_M)}{(n - 1) \cdot S_X \cdot S_Y} \quad (3)$$

onde X_M e Y_M são as médias amostrais de X e Y, respectivamente, enquanto S_X e S_Y são os desvios padrão de X e Y, respectivamente.

Segundo Bussab e Morettin (2012), o coeficiente de correlação está limitado por -1 e +1 e quanto mais próximo desses limites, mais forte é a correlação. Existem diversas classificações sobre as intensidades das correlações. Akoglu (2018) considera que as correlações com valor acima de 0,70 (em módulo) são consideradas correlações fortes, as correlações entre 0,45 e 0,69 são denominadas de correlações moderadas, enquanto valores abaixo de 0,45 são classificados como correlação fraca. Segundo Cohen (1988), um valor absoluto de r de 0,1 é classificado como pequeno, 0,3 é classificado como médio e acima de 0,5 é classificado como grande.

A existência de uma correlação forte não implica necessariamente um efeito de causalidade, mas sim as tendências presentes nos dados (Levine et al., 2016).

Para se avaliar a relação entre variáveis pode-se utilizar a regressão linear, que é descrita nas próximas seções.

3.4.3

Regressão linear simples

A natureza da relação entre duas variáveis pode assumir inúmeras formas, desde funções matemáticas extremamente complicadas até a relação mais simples, que consiste em uma relação em forma de linha reta, ou relação linear (Levine et

al., 2016). A Figura 5 ilustra um gráfico de dispersão modelado com a regressão linear dado pela Equação 4 apresentada a seguir,

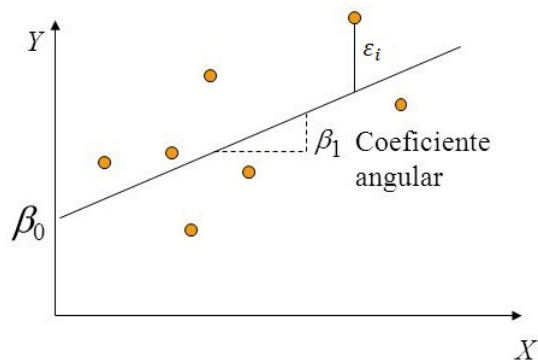


Figura 5 – Esquema para um modelo de regressão linear.

Fonte: Gujarati (2003) – adaptado.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot X_i + \varepsilon_i \quad (4)$$

onde Y_i representa a variável dependente para a observação i , X_i é a variável independente para a observação i . O coeficiente β_0 é o intercepto, onde a reta intercepta o eixo Y . O coeficiente angular β_1 indica a inclinação da reta, ou seja, a variação esperada em Y por uma unidade de variação em X . O erro ε representa todos os outros fatores que afetam a variável dependente, mas que não estão contempladas nas variáveis explicativas. Também inclui erros de medição, forma funcional inadequada e ou variabilidade no comportamento dos fenômenos estudados (Bussab e Morettin, 2012).

Quando se pretende avaliar a relação de uma variável com outras duas ou mais variáveis é utilizada a regressão linear múltipla descrita a seguir.

3.4.4

Regressão linear múltipla (RLM)

Montgomery et al. (2012) explicam que a RLM é uma técnica estatística utilizada para investigar e modelar a relação entre variáveis, com objetivo de obter uma função que explique a variável estudada (dependente) através de duas ou mais variáveis independentes. Gujarati (2003), define o modelo de regressão linear múltipla pela Equação 5, abaixo.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot X_{i1} + \beta_2 \cdot X_{i2} + \dots + \beta_n \cdot X_{in} + \varepsilon \quad (5)$$

A Equação 5 é um modelo genérico de regressão linear múltipla, onde Y_i representa a variável dependente, com n variáveis independentes, também chamadas de variáveis explicativas ($X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in}$), e com parâmetros desconhecidos ($\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$) denominados coeficientes da regressão. O coeficiente β_0 é chamado de intercepto, pois é onde o hiperplano da regressão intercepta o eixo Y (todos os X_i são iguais a zero). Os coeficientes da regressão $\beta_i, i=1,2,\dots,n$, indicam uma mudança no valor de Y a cada unidade de mudança em X_i , quando as demais variáveis são mantidas fixas (Moore et al., 2006).

Segundo Gujarati (2003), os modelos de RLM são lineares nos parâmetros, porém podem ser ou não lineares nas variáveis, sendo necessário transformações nos dados para a utilização da Equação 5.

Em RLM, o teste para o p -valor da regressão ou significância da regressão (Teste F) determina se há uma relação linear entre a variável independente Y e alguma das variáveis independentes (Levine et al., 2016). Consideremos as hipóteses:

$$\begin{cases} H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0 \\ H_1 : B_j \neq 0 \text{ para qualquer } j = 1, 2, \dots, p \end{cases}$$

Se rejeitamos H_0 , há evidência estatística de que ao menos uma variável independente contribui significativamente para o modelo. Se o F calculado pela Equação 6 for maior que o F crítico, definido pelo nível de significância escolhido (α), se rejeita H_0 (Levine et al., 2016).

$$F = \frac{\frac{SQR}{p}}{\frac{SQE}{n-p-1}} \quad (6)$$

Na Equação 6, SQR é a soma dos quadrados explicada pela regressão (medida do sucesso na previsão), SQE é a soma de quadrados dos erros, n é o número de pontos disponíveis na amostra e p é o número de parâmetros da equação de regressão. As Equações 7 e 8 definem SQR e SQE ,

$$SQR = \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 \quad (7)$$

$$SQE = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (8)$$

onde \hat{Y}_i é o valor previsto de Y com base na previsão e \bar{Y} é a média aritmética para o valor de Y.

Para se testar a significância de cada coeficiente de regressão linear de cada variável independente, se utiliza o Teste t, conforme descrito em Levine et al. (2016). Caso o t calculado seja maior que o t crítico, definido pelo nível de significância escolhido (α), rejeita-se H_0 . Outra opção é utilizar o valor p, ou p-valor, que é o menor nível de significância com o qual a hipótese nula pode ser rejeitada com o valor obtido da estatística de teste. Assim, desiste-se de fixar arbitrariamente um valor de α em algum nível e simplesmente decide-se se o valor p da estatística de teste é suficientemente baixo para que a hipótese nula seja rejeitada (Moore et al., 2006).

3.4.4.1

Parâmetros de comparação entre modelos de RLM

Na RLM, o coeficiente de determinação múltiplo, ou correlação múltipla quadrática – R Quadrado (R^2) – representa a proporção da variabilidade de Y explicada pelas variáveis independentes. Assim, quanto mais próximo R^2 estiver de 1, maior é a explicação da variável dependente pelo modelo ajustado. O coeficiente de determinação múltiplo é dado pela Equação 9 (Levine et al., 2016), apresentada a seguir,

$$R^2 = \frac{SQR}{SQT} = 1 - \frac{SQE}{SQT} \quad (9)$$

onde SQT é a soma de SQR e SQE.

Com a inclusão de mais variáveis independentes, R^2 sempre aumenta ou permanece igual, porém pode-se estar incorporando ruído ao modelo. Para avaliar a inclusão de variáveis é utilizado o coeficiente de determinação ajustado – R Quadrado Ajustado – que é definido pela Equação 10 (Gujarati, 2003).

$$R_a^2 = 1 - \left(\frac{n-1}{n-p} \right) \cdot (1 - R^2) \quad (10)$$

Este coeficiente ajustado inclui uma penalidade pelo número de variáveis e assim, é útil quando se deseja comparar dois modelos diferentes ou um mesmo modelo com tamanhos de amostras diferentes (Gujarati, 2003).

3.4.4.2

Pressupostos para a utilização de RLM

Segundo Levine et al. (2016), a aplicação do modelo de regressão linear pressupõe a verificação dos seguintes pressupostos:

1. As variáveis explicativas são fixas.
2. As variáveis explicativas são não correlacionadas (hipótese de ausência de multicolinearidade entre as variáveis explicativas);
3. Os erros são variáveis aleatórias de média zero;
4. Os erros são variáveis aleatórias de variância constante (hipótese de homocedasticidade);
5. Os erros não são autocorrelacionados;
6. Os erros seguem uma distribuição normal: $E_i \sim N(0, \sigma^2)$.

Na regressão múltipla, as variáveis independentes podem estar fortemente correlacionadas umas com as outras (multicolinearidade), resultando em estimativas menos confiáveis devido a distorções no erro padrão e a problemas com os testes de significância dos coeficientes das variáveis independentes (Moore et al., 2006). Assim, durante a construção de um modelo com RLM, é adequada a utilização da menor quantidade possível de variáveis independentes que sejam capazes de prever adequadamente a variável independente, pois, dessa forma, o modelo será mais fácil de ser interpretado e haverá menor probabilidade de efeitos de colinearidade (Levine et al., 2016).

Ao usar um modelo de regressão para modelar uma série temporal, a hipótese de independência dos ruídos não é realista, e os resultados e testes usados nos modelos de regressão não são válidos (Barros e Souza, 1995) pois a autocorrelação dos resíduos faz com que os estimadores usuais por mínimos quadrados não tenham variância mínima. Os estimadores da variância e dos erros padrões dos coeficientes da regressão são subestimados, o que levaria à conclusão de que os estimadores são mais precisos do que na realidade e assim, os intervalos

de confiança para os parâmetros da regressão e os testes de hipóteses relacionados a estes intervalos perdem a validade.

Modelos de regressão dinâmica devem ser usados quando existe uma estrutura de dependência entre a variável estudada e variáveis causais e, ao mesmo tempo, quando a estrutura de correlação da série dependente indicar que não se pode supor a independência dos erros (Goodrich, 1989).

3.4.5

Regressão dinâmica

A regressão dinâmica é um modelo de regressão que combina os efeitos de variáveis explicativas com a dinâmica de séries temporais. O modelo incorpora defasagens (lags) da variável dependente e também defasagens das variáveis independentes, permitindo considerar como elementos explicativos tanto as variáveis causais como também suas defasagens (Hyndman e Athanasopoulos, 2018). O modelo de regressão dinâmica pode ser descrito pela equação 11:

$$Y = \beta_0 + \alpha_1 \cdot Y_{t-1} + \dots + \alpha_k \cdot Y_{t-k} + \beta_{1,0} \cdot X_1 + \dots + \beta_{1,j} \cdot X_{1,t-j} + \beta_{2,0} \cdot X_2 + \dots + \beta_{2,j} \cdot X_{2,t-j} + \dots + \beta_{n,0} \cdot X_n + \dots + \beta_{n,j} \cdot X_{n,t-j} + \varepsilon \quad (11)$$

onde:

k, j; representam as defasagens das variáveis Y e X_n respectivamente,

β_0 = coeficiente linear,

α_k = parâmetro das defasagens (lags) da variável dependente Y_{t-k} , onde $k \in \mathbb{N}$,

$\beta_{n,j}$ = parâmetro das variáveis independentes X_n e das defasagens das variáveis independentes $X_{n,t-j}$, onde $j \in \mathbb{N}$, $n \in \mathbb{N}$,

ε = erro

Segundo Barros e Souza (1995), para mensurar o grau de adequação de um modelo de regressão dinâmica são aplicados testes, baseados na distribuição Qui-Quadrado, com o objetivo de definir a especificação do modelo explicativo, a inclusão ou não de variáveis defasadas e verificar o ajuste do modelo. A existência de autocorrelações significantes nos resíduos pode indicar que se deve incluir mais defasagens da variável dependente, defasagens adicionais das variáveis exógenas já presentes no modelo ou incluir novas variáveis causais.

3.4.5.1

Parâmetros de comparação entre modelos de Regressão Dinâmica

Segundo Gujarati (2003), MAPE (Mean Absolute Percentage Error ou Erro Percentual Absoluto Médio) expressa a média percentual do desvio absoluto entre as previsões e a realidade, ou seja, um valor de MAPE de 5%, quer dizer que o ajuste do modelo está errado em 5%. Assim, quanto menor o MAPE, mas ajustado está o modelo. O cálculo do MAPE é feito pela Equação 12, descrita a seguir,

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right| \quad (12)$$

onde Y_i são os valores dos dados, \hat{Y}_i são os ajustes e n é o número de observações.

BIC (Schwarz's Bayesian criterion ou Critério Bayesiano de Schwarz) tem como pressuposto que existe um “modelo verdadeiro” que descreve perfeitamente a relação entre a variável dependente e as variáveis explanatórias. Assim, esse critério é definido como a estatística que maximiza a probabilidade de se identificar o verdadeiro modelo dentre os avaliados, utilizando a função de verossimilhança como medida do ajustamento (Barros e Souza, 1995). Quanto menor o BIC melhor é o ajuste do modelo. O valor do BIC é dado pela Equação 13, descrita a seguir,

$$BIC = -2 \log(L_p) + [(p + 1) + 1] \log(n) \quad (13)$$

onde, L_p é a função de máxima verossimilhança do modelo, p é o número de variáveis explicativas e n é o número de observações da amostra.

3.4.6

Construção de modelos de regressão

Para a construção de modelos pode-se utilizar os métodos Top-Down ou Bottom-Up. No método Top-Down, geralmente utilizando em RLM, a regressão inicial é feita com todas as variáveis disponíveis e depois, por etapas, são eliminadas as piores variáveis explicativas, com base no seu p-valor, para a realização das regressões subsequentes (Gujarati, 2003). Para se construir um modelo de regressão dinâmica, usualmente é empregada a estratégia Bottom-Up, iniciando com um modelo simples, com poucas variáveis, e sequencialmente são

incluídas novas variáveis e novas defasagens das variáveis até encontrar um modelo apropriado (Hyndman e Athanasopoulos, 2018). Para a seleção do melhor modelo, os resultados de cada regressão são avaliados com base nos parâmetros de comparação descritos nas seções anteriores. No próximo capítulo será detalha a metodologia da pesquisa e o método utilizado para análise dos dados coletados.

4

Metodologia

Foi feita uma pesquisa aplicada de caráter explicativo com abordagem quantitativa. Em relação ao caráter da pesquisa, o presente estudo foi caracterizado como explicativo porque busca a explicação de uma situação através da análise dos fundamentos, considerando a causa e o efeito dos fatos. A abordagem desse trabalho foi classificada em quantitativa porque foi possível a coleta de dados numéricos possibilitando o uso de recursos e de técnicas estatísticas. Esse estudo é caracterizado como estudo de caso, pois o objetivo da pesquisa for investigar um fenômeno contemporâneo dentro do contexto da vida real, considerando múltiplas fontes de evidência, sem controle ou manipulação de variáveis, sem clara evidência de limites entre o fenômeno e o contexto (Yin, 2001). Quatro testes são comumente utilizados para determinar a qualidade dos estudos de caso, conforme apresentado na Tabela 1 (Yin, 2001).

Tabela 1 – Táticas do estudo de caso para quatro testes de projeto.

Testes	Tática do estudo de caso	Fase da pesquisa na qual a tática deve ser aplicada
Validade do Constructo	Utiliza fontes múltiplas de evidências.	Coleta de dados
	Estabelece encadeamento de evidências	Coleta de dados
	O rascunho do relatório é revisado por informantes-chaves	Composição
Validade Interna	Faz adequação ao padrão	Análise de dados
	Faz construção da explanação	Análise de dados
	Faz análises de séries temporais	Análise de dados
Validade Externa	Utiliza lógica de replicação em estudos de casos múltiplos	Projeto de pesquisa
Confiabilidade	Utiliza protocolo de estudo de caso	Coleta de dados
	Desenvolve banco de dados para o estudo de caso	Coleta de dados

Fonte: Yin (2001).

Baseado na Tabela 1, os testes desse presente trabalho são detalhados a seguir.

- **Validade do constructo:** Os dados coletados nesta etapa, conforme descrito a seguir nessa seção, foram relevantes para efetuar as análises estáticas com o objetivo de explicar a estadia de navios no terminal estudado. A revisão da dissertação ocorreu durante todo o processo de desenvolvimento do trabalho por integrantes das gerências de Suprimento de Petróleo e Eficiência de Operações Logísticas da empresa estudada.
- **Validade interna:** Nesse estudo foram feitas diversas análises estatísticas com o objetivo de estabelecer relações entre as variáveis estudadas. O detalhamento das ferramentas utilizadas será feito mais adiante neste capítulo de metodologia.
- **Validade externa:** Foram estabelecidas como domínio desse estudo de caso as empresas de petróleo que operam de forma integrada com atividades na cadeia de suprimento de petróleo desde a produção até o refino. Assim, as descobertas desse estudo podem ser generalizadas para esse domínio, no qual a replicação da teoria utilizada supõe resultados semelhantes em outros estudos futuros.
- **Confiabilidade:** Segundo Yin (2001), a confiabilidade do estudo é gerada pela documentação dos procedimentos realizados (protocolo) com minimização dos erros e tendenciosidade, o que permite que outro pesquisador repita o estudo. Este trabalho seguiu os procedimentos de estudos de caso descritos por Yin (2001), e na sequência desse capítulo é descrito o protocolo do presente estudo.

Inicialmente, foi elaborado um projeto de pesquisa com um protocolo dos processos de coleta, análise e interpretações dos dados que tornou possível a elaboração de inferências de relações causais entre as variáveis sob investigação.

Assim, foi conduzido uma pesquisa bibliográfica, conforme proposto por Thomé et al. (2016), sobre cadeia de suprimentos da indústria de petróleo, com foco em artigos que abordam estoque e estadia de navios, incluindo trabalhos cuja metodologia utilizava análise estatística de regressão linear múltipla. Na

sequência, foi desenvolvido um plano com etapas sequencias necessárias ao estudo, conforme apresentado na Figura 6.

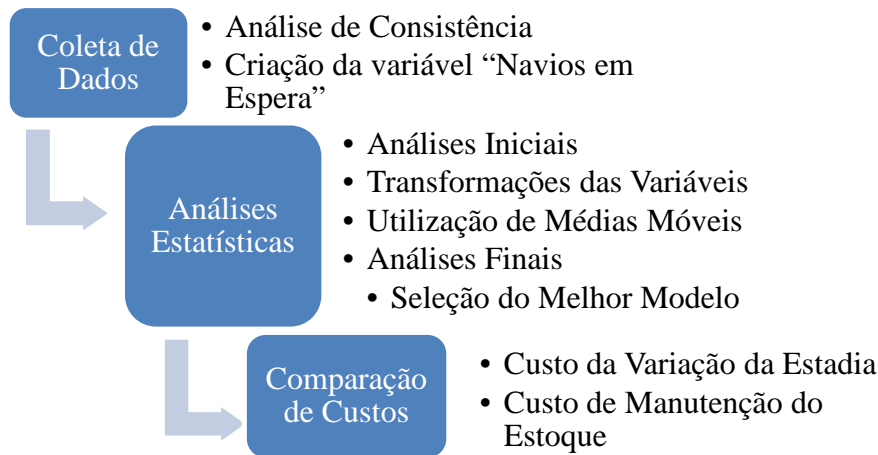


Figura 6 – Visão geral das etapas da metodologia do presente trabalho.

Conforme mostrado na Figura 6, primeiramente foi feito um levantamento de dados históricos de uma grande empresa de petróleo, cuja consistência foi avaliada, e foi criada a variável de estudo “Navios em Espera”. Além do estoque, foram escolhidas para o estudo, as variáveis produção, refino, venda e compra pois representam os grandes fluxos que ocorrem na cadeia de suprimento de petróleo.

Na sequência foram utilizadas técnicas estatísticas de regressão linear múltipla e regressão dinâmica para descobrir e classificar as relações de causalidade entre a estadia de navios petroleiros em um grande terminal aquaviário e as demais variáveis coletadas. Por fim, foi proposto um modelo que explica a estadia de navios, o qual foi utilizado para comparar os custos da variação da estadia com a variação de estoque e do custo de manutenção do estoque.

Cada etapa da metodologia será detalhada a seguir.

4.1

Coleta de dados

Foram coletados, a partir de sistemas internos da empresa estudada, dados diários entre 01/01/2016 e 31/12/2017 dos seguintes itens:

- 1) Estoque operacional disponível de petróleo em todas as refinarias, terminais, plataformas e navios da empresa no país analisado.
- 2) Produção de petróleo da empresa no país analisado;
- 3) Refino de petróleo nas refinarias da empresa no país analisado;
- 4) Venda de petróleo da empresa produzido no país analisado;
- 5) Compra de petróleo pela empresa para refino nas refinarias do país analisado;
- 6) Estadia de 897 operações de navios petroleiros que descarregaram petróleo no terminal analisado nos anos de 2016 e 2017.

4.1.1

Análise de consistência dos dados

Após a coleta dos dados, foi realizada uma avaliação da consistência dos mesmos. Para os dados de estadia, foi executada uma análise criteriosa para identificar operações de navios que não deveriam fazer parte do estudo. Foram excluídas operações de navios petroleiros que não carregavam petróleo na viagem em questão, mas sim outros produtos como água oleosa ou resíduos. Foram também desconsideradas operações com falta de informações essenciais à análise, como data de chegada ou data de atracação do navio. No final, foram excluídas 137 operações de navios no terminal analisado no período do estudo, restando para análise um total de 760 operações com dados consistentes.

Os valores de estoque, produção, refino, venda e compra de petróleo foram obtidos através de sistemas internos da companhia que já sofrem um processo rigoroso de verificação de consistência diário. Assim, não foram encontradas inconsistências nesses dados.

4.1.2

Criação da variável “Navios em Espera”

Das informações de estadia que apresentaram dados consistentes, foram identificados o momento da chegada e o momento da atracação de cada navio. Assim, para cada operação, foi calculado o tempo que o navio aguardou para

realizar a atracação. Na sequência, esse tempo de espera foi desmembrado entre os dias compreendidos entre a sua chegada e a sua atracação da seguinte forma:

- O navio X, que chegou às 18:00 do dia 01/01/2016 e atracou às 12:00 do dia 04/01/2016, teve seu tempo de espera distribuído da seguinte forma: 0,25 dia para o dia 01/01/2016, 1 dia para o dia 02/01/2016, 1 dia para o dia 03/01/2016 e 0,5 dia para o dia 04/01/2016.

- O navio Y, que chegou às 06:00 do dia 03/01/2016 e atracou às 06:00 do dia 05/01/2016, teve seu tempo de espera distribuído da seguinte forma: 0,75 dia para o dia 03/01/2016, 1 dia para o dia 04/01/2016 e 0,25 dia para o dia 05/01/2016.

- O navio Z, que chegou às 12:00 do dia 04/01/2016 e atracou às 18:00 do mesmo dia 04/01/2016, teve seu tempo de espera (0,25 dia) atribuído apenas para o dia 04/01/2016.

A quantidade de navios aguardando atracação em cada dia foi calculada pelo somatório do tempo aguardando atracação de cada navio nesse dia. Na Tabela 2 é apresentado o cálculo para o exemplo citado anteriormente.

Tabela 2 – Cálculo do número de navios em espera por dia.

Navios	Chegada	Atracação	Tempo de cada navio aguardando atracação (dia)					
			01/01	02/01	03/01	04/01	05/01	...
X	01/01 18:00	04/01 12:00	0,25	1,00	1,00	0,50	0,00	...
Y	03/01 06:00	05/01 06:00	0,00	0,00	0,75	1,00	0,25	...
Z	04/01 12:00	04/01 18:00	0,00	0,00	0,00	0,25	0,00	...
K	0,00	0,00	0,00	0,00
Navios em espera			0,25	1,00	1,75	1,75

A Tabela 2 apresenta em cada linha o detalhe de cada operação de um navio. O nome do navio é apresentado na primeira coluna. Na segunda e terceira coluna são apresentados o momento da chegada e atracação de cada operação. Da quarta coluna em diante, é feito o cálculo do tempo que cada navio ficou aguardando atracação em cada dia. Na última linha é feito o somatório das linhas

superiores. Como exemplo, se no dia 04/01/2016 (coluna destacada em negrito), somente os navios X, Y e Z aguardavam atracação, a variável “Navios em Espera” desse dia foi calculado pela soma do tempo que cada navio realmente estava ocioso durante esse dia: navio X = 0,5 navio/dia, navio Y = 1,0 navio/dia e navio Z = 0,25 navio/dia, totalizando 1,75 navio aguardando atracação no dia 04/01/2016.

Nas próximas seções, as etapas das análises estatísticas realizadas serão detalhadas.

4.2

Análise estatística por RLM

As análises estatísticas foram feitas utilizando o suplemento “Ferramenta de Análise” do Microsoft Excel e o software FPW (Forecast Pro Windows). Primeiramente, foram analisadas as correlações entre todas as variáveis apresentadas na Tabela 3.

Tabela 3 – Descrição das variáveis analisadas na fase preliminar.

Nome da Variável	Descrição	Unidade
Navios em Espera	Somatório do tempo aguardando atracação de todos os navios que aguardavam atracação no dia i.	navio
Produção	Somatório da produção de petróleo de todas as plataformas consideradas no dia i.	m ³
Refino	Somatório do processamento diário de todas as refinarias consideradas no dia i.	m ³
Compra	Somatório das compras de petróleo entregues no dia i.	m ³
Venda	Somatório das vendas de petróleo expedidas no dia i.	m ³
Estoque Terminal	Estoque de petróleo no dia i no terminal estudado	m ³
Estoque RefTerm	Somatório do estoque de petróleo no dia i nos terminais e refinarias atendidos pelo terminal estudado.	m ³
Estoque Total	Somatório do estoque de petróleo em todos os terminais, refinaria, plataformas e navios.	m ³

Na sequência, foi realizada uma regressão linear múltipla utilizando “Navios em Espera” como variável dependente das outras variáveis. Os resultados foram analisados com base no referencial teórico da Seções 3.4 desse trabalho.

4.2.1

RLM de variáveis transformadas

Para avaliar se a correlação entre a variável dependente “Navios em Espera” e as demais variáveis poderia ser não linear, foram feitas transformações nas variáveis da seguinte forma:

- 1) Na Transformação 1 foi aplicado logaritmo neperiano nos dados da variável dependente “Navios em Espera” e mantido os dados originais das variáveis independentes;
- 2) Na Transformação 2 foi calculado o inverso da variável dependente e mantido os dados originais das variáveis independentes;
- 3) Na Transformação 3 foi aplicado logaritmo neperiano nos dados das variáveis independentes e mantido os dados originais da variável dependente.
- 4) Na Transformação 4 foi calculado o inverso das variáveis independentes e mantido os dados originais da variável dependente.

Na sequência, foi analisada a correlação entre as novas variáveis de cada Transformação. Também foi realizada uma regressão linear múltipla para cada Transformação. Os resultados foram analisados com base R-Quadrado ajustado da regressão e no p-valor de cada variável independente.

4.2.2

RLM de médias móveis das variáveis

Para avaliar se a correlação entre a variável dependente e as demais variáveis melhoraria com a suavização do ruído, decidiu-se realizar regressões utilizando como variáveis as médias móveis das variáveis originais.

Assim, foram calculadas as médias móveis de 10, 15, 20, 30, 45 e 60 dias de todas as variáveis estudadas. Para cada conjunto de dados foi feita uma regressão linear múltipla, utilizando a média móvel de “Navios em Espera” como variável dependente, e as médias móveis das demais variáveis como variáveis independentes. As variáveis independentes originais (sem tratamento) também foram utilizadas como variáveis independentes em todas as regressões.

Para exemplificar as variáveis utilizadas nas regressões dessa etapa do estudo, a Tabela 4 descreve as variáveis da Regressão M30, feita com as médias móveis de 30 dias das variáveis, sendo “Navios em Espera M30” a variável dependente.

Tabela 4 – Descrição das variáveis utilizadas na Regressão M30.

Nome da Variável	Descrição	Unidade
Navios em Espera M30	Média móvel de 30 dias da variável “Navios em Espera” a partir do dia i.	Navio
Produção	Somatório da produção de petróleo de todas as plataformas consideradas no dia i.	m ³
Produção M30	Média móvel de 30 dias da variável “Produção” a partir do dia i.	m ³
Refino	Somatório do processamento diário de todas as refinarias consideradas no dia i.	m ³
Refino M30	Média móvel de 30 dias da variável “Refino” a partir do dia i.	m ³
Compra	Somatório das compras de petróleo entregues no dia i.	m ³
Compra M30	Média móvel de 30 dias da variável “Compra” a partir do dia i.	m ³
Venda	Somatório das vendas de petróleo expedidas no dia i.	m ³
Venda M30	Média móvel de 30 dias da variável “Venda” a partir do dia i.	m ³
Estoque Terminal	Estoque de petróleo no dia i no terminal estudado	m ³
Estoque Terminal M30	Média móvel de 30 dias da variável “Estoque Terminal” a partir do dia i no terminal estudado.	m ³
Estoque RefTerm	Somatório do estoque de petróleo no dia i nos terminais e refinarias atendidos pelo terminal estudado.	m ³
Estoque RefTerm M30	Média móvel de 30 dias da variável “Estoque RefTerm” a partir do dia i.	m ³
Estoque Total	Somatório do estoque de petróleo em todos os terminais, refinaria, plataformas e navios.	m ³
Estoque Total M30	Média móvel de 30 dias da variável “Estoque Total” a partir do dia i.	m ³

Na sequência, com o objetivo de encontrar um modelo com menor número de variáveis independentes e que ainda fizesse sentido, foi feita uma sequência de RLMs utilizado o método Top-Down, descrito na seção 3.4.6, para a redução do modelo. Em cada etapa, foram escolhidas as variáveis com maior p-valor dos

coeficientes das variáveis para serem excluídas do modelo. Em seguida foram avaliados os gráficos das funções de autocorrelação dos erros para cada regressão.

4.3

Análise estatística por Regressão dinâmica

Nessa etapa do estudo, foram realizadas regressões dinâmicas com o objetivo de reduzir a autocorrelação dos erros que foi verificada nos modelos de RLM. Os dados foram agrupados através de médias de 7, 10, 15, 20 e 30 dias, sendo o tamanho da amostra reduzido de 104 elementos para a agregação de 7 dias (104 semanas) até 24 elementos para a agregação de 30 dias (24 meses).

Para cada conjunto de dados, foi feita uma sequência de regressões dinâmicas utilizando o FPW com o método Bottom-Up, descrito na seção 3.4.5, sendo sequencialmente incluídas no modelo as variáveis explicativas indicadas pelo software. A média de “Navios em Espera” foi utilizada como variável dependente, enquanto a médias das outras variáveis, suas defasagens no tempo e própria variável dependente defasada no tempo foram utilizadas como variáveis independentes.

Os resultados das regressões foram comparados entre si para a seleção do melhor modelo de explicação da variável dependente, considerando os parâmetros MAPE e BIC. Na sequência, o gráfico da função de autocorrelação dos erros foi avaliado para o modelo de regressão dinâmica selecionado.

4.4

Comparação do custo de estadia com o custo de estoque

A partir da equação da regressão escolhida na etapa anterior e da Equação 2, descrita na seção 3.3, foi calculada a variação do custo de estadia provocado por uma variação hipotética no valor do estoque.

Com a utilização da Equação 1, descrita na seção 3.2, foi calculada a variação do custo de manutenção de estoque a partir da mesma variação de estoque utilizada no cálculo anterior.

Os dois custos mensurados anteriormente foram comparados para avaliar a importância do efeito do estoque na estadia de navios.

A seguir, serão apresentados os resultados obtidos através da implementação da metodologia descrita, com análise e discussão dos principais pontos.

5

Resultados e Discussão

Neste capítulo serão discutidos os resultados obtidos com a metodologia detalhada no Capítulo 4. O objetivo é apresentar a sequência lógica do raciocínio utilizado no estudo para a escolha do melhor modelo de explicação para a variável “Navios em Espera”. Na sequência, a partir da equação do modelo escolhido, é feita uma comparação entre o custo de manutenção de estoque e o custo oriundo do efeito do estoque na estadia de navios.

5.1

Resultado da análise estatística por RLM

Nessa seção são apresentados os resultados das análises estatísticas realizadas, que serviram de base para as próximas etapas. Primeiramente será apresentado o resultado da regressão linear múltipla e na sequência serão mostradas as correlações calculadas entre as variáveis.

A regressão realizada com a variável dependente “Navios em Espera” e todas as variáveis independentes teve p-valor igual a $1,93E-102$ ($1,93 \times 10^{-102}$) e, portanto, é altamente significativa. Essa RLM apresentou R-Quadrado de 0,494, ou seja, as variações nas variáveis independentes explicam quase 50% das variações da variável dependente. A Tabela 5, apresenta os valores dos coeficientes das variáveis e seus p-valores.

Tabela 5 – coeficientes das variáveis e suas significâncias.

	Coefficientes	p-valor
Interseção	-5,5088	0,00021
Produção	-0,0081	0,04695
Refino	-0,0123	7,605 E-06
Compra	0,0011	0,40638
Venda	-0,0011	0,03137
Estoque Terminal	0,0011	0,12897
Estoque RefTerm	-0,0031	3,002 E-18
Estoque Total	0,0029	7,442 E-88

Para um nível de significância de 5%, os coeficientes das variáveis “Produção”, “Refino”, “Venda”, “Estoque RefTerm” e “Estoque Total” apresentados na Tabela 5 foram significativos.

Na Tabela 6 são apresentadas as correlações entre as variáveis. Na segunda coluna é apresentada a correlação da variável dependente com as demais variáveis. Entre a terceira e a nona coluna são apresentadas as correlações entre as variáveis independentes. Os valores destacados em negrito foram significantes a um nível de significância de 5%.

Tabela 6 – Correlação entre as variáveis utilizadas na fase preliminar.

	Navios em Espera	Produção	Refino	Compra	Venda	Estoque Terminal	Estoque RefTerm
Produção	0,29						
Refino	-0,13	-0,20					
Compra	-0,04	-0,06	0,06				
Venda	0,08	0,10	-0,09	-0,02			
Estoque Terminal	-0,06	-0,13	0,02	0,05	-0,09		
Estoque RefTerm	-0,00	-0,36	0,21	0,05	-0,09	0,58	
Estoque Total	0,61	0,25	0,07	-0,05	0,13	0,13	0,45

Para a variável dependente “Navios em Espera” foi identificada uma correlação moderada de 0,61 com a variável independente “Estoque Total”. A Figura 7 apresenta o gráfico de dispersão dessas duas variáveis, onde se pode notar claramente uma tendência de aumento de uma variável em função do aumento da outra. Os valores mostrados nos próximos gráficos foram ajustados para o intervalo entre 0 e 1 (divisão de todos os valores pelo maior valor da amostra) para manter a confidencialidade dos dados da empresa.

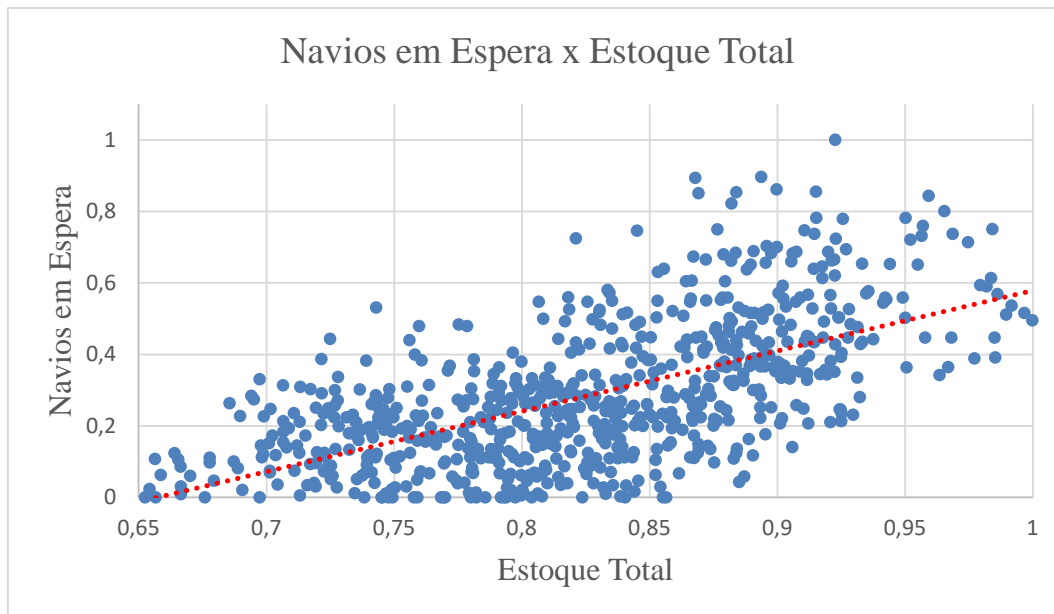


Figura 7 – Gráfico de dispersão de “Navios em Espera” e “Estoque Total”.

A correlação entre “Navios em Espera” e “Produção” foi de 0,29, sendo a segunda maior entre a variável dependente e uma variável independente. A Figura 8 apresenta o gráfico de dispersão dessas duas variáveis, onde se pode notar, com alguma dificuldade, uma tendência de aumento de uma variável em função do aumento da outra.

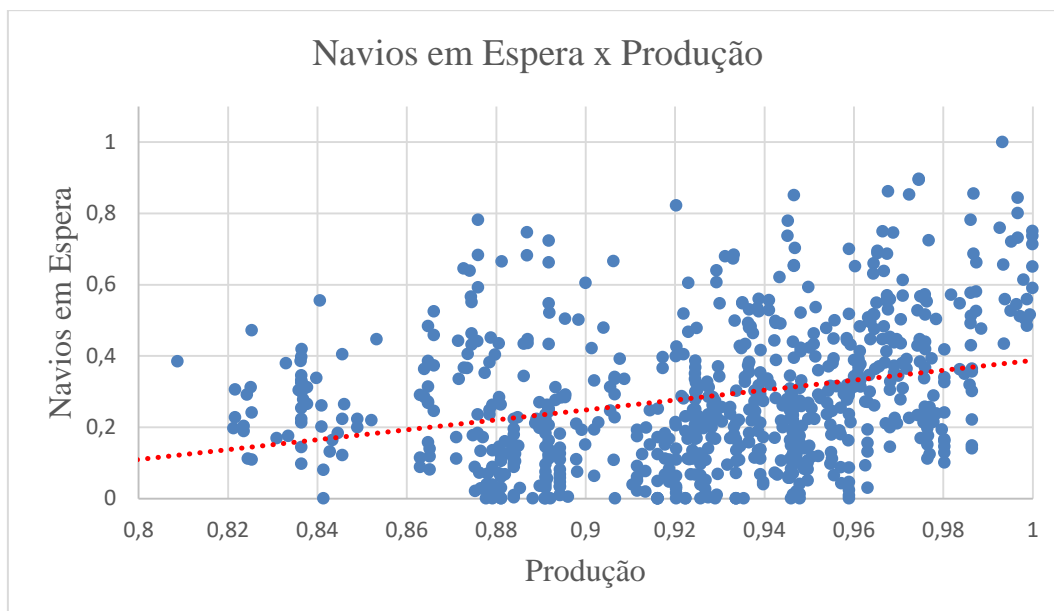


Figura 8 – Gráfico de dispersão de “Navios em Espera” e “Produção”.

A correlação entre “Navios em Espera” e “Refino” foi de $-0,19$, sendo a terceira maior em módulo entre a variável dependente e uma variável independente. A Figura 9 apresenta o gráfico de dispersão dessas duas variáveis, onde se pode notar, com boa vontade, uma tendência de redução de “Navios em Espera” com a elevação da “Refino”.

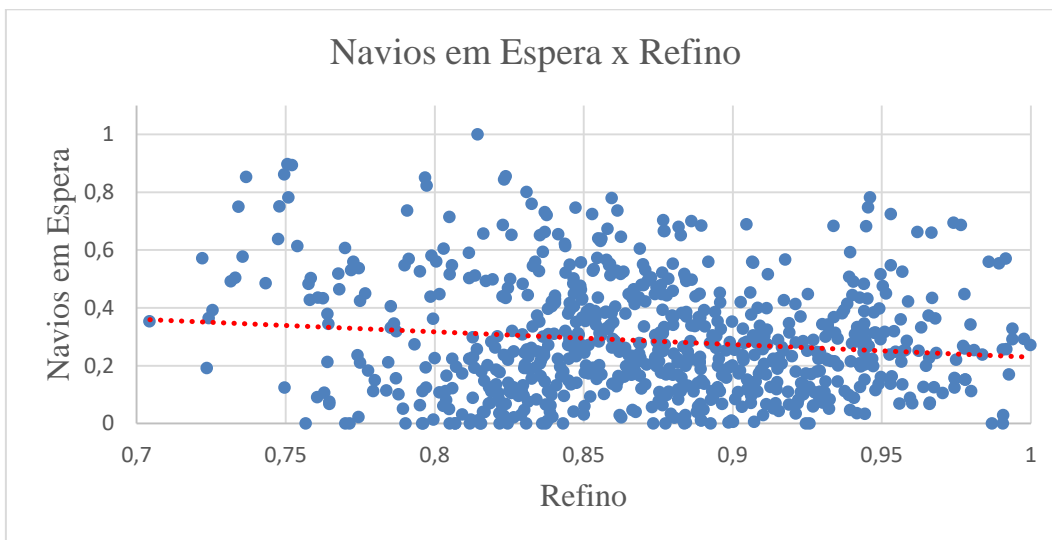


Figura 9 – Gráfico de dispersão de “Navios em Espera” e “Refino”.

As demais correlações entre a variável dependente e as variáveis independentes foram realmente muito fracas e seus gráficos de dispersão, apresentados nas Figuras 10 a 13, não mostram nenhuma tendência clara de correlação.

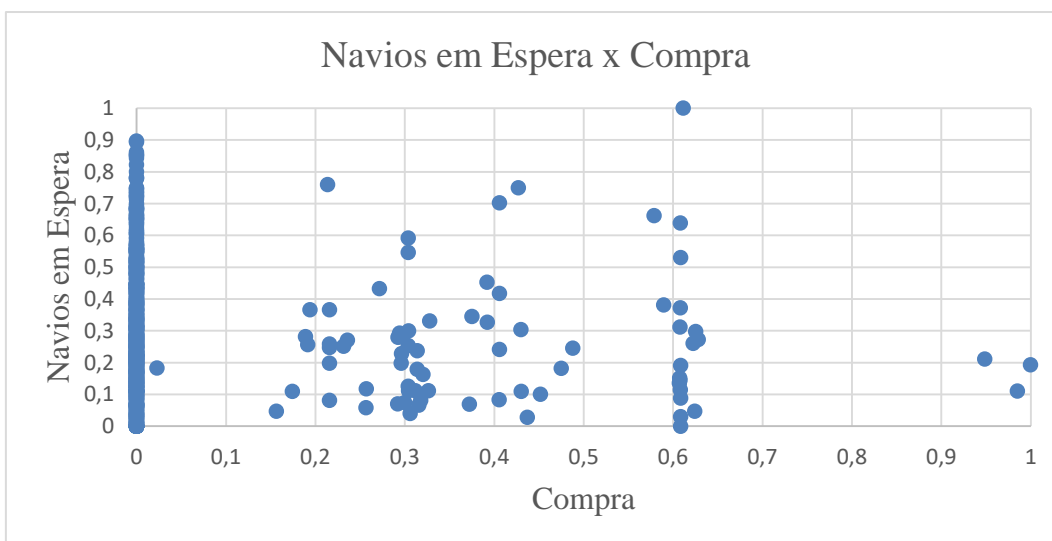


Figura 10 – Gráfico de dispersão de “Navios em Espera” e “Compra”.

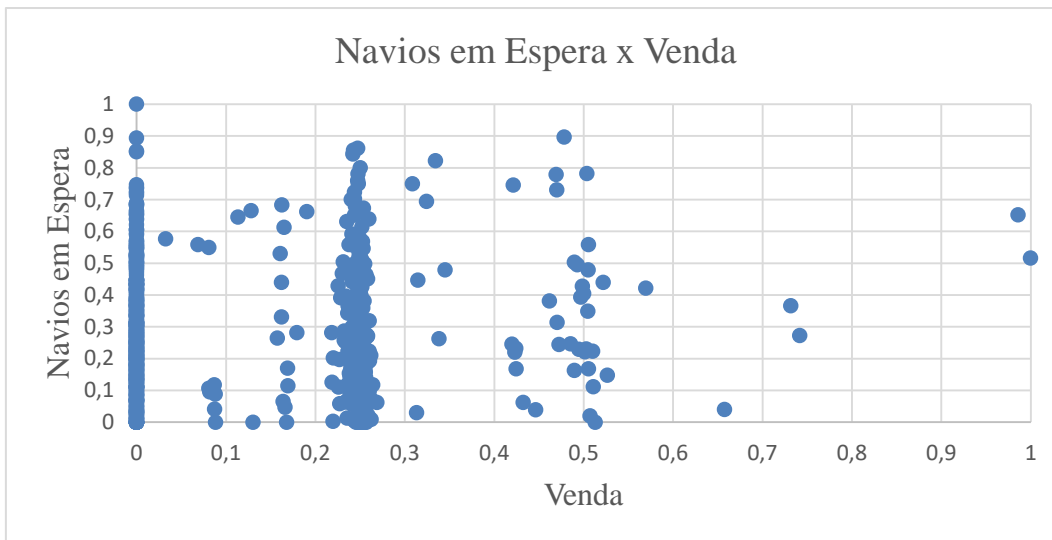


Figura 11 – Gráfico de dispersão de “Navios em Espera” e “Venda”.

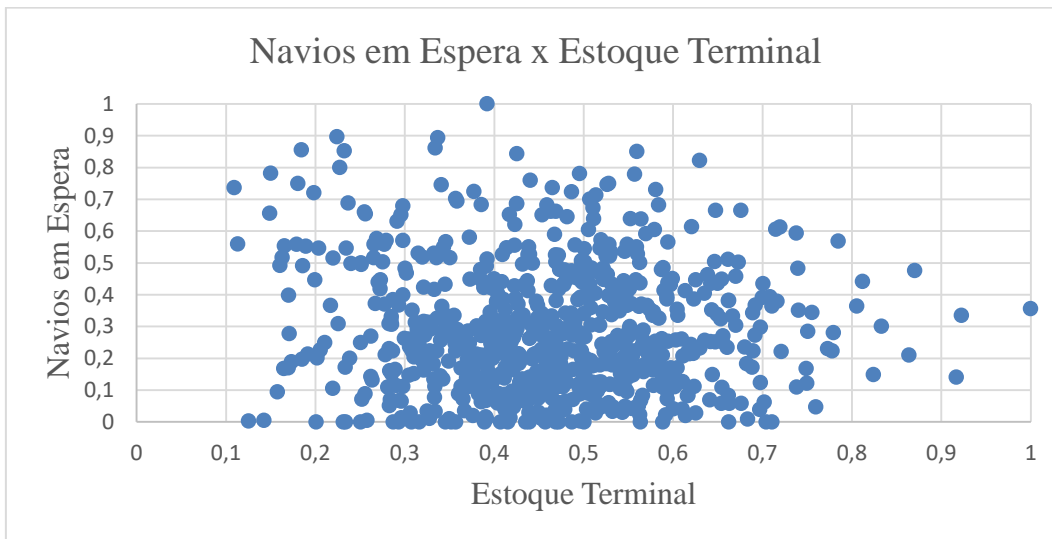


Figura 12 – Gráfico de dispersão de “Navios em Espera” e “Estoque Terminal”.

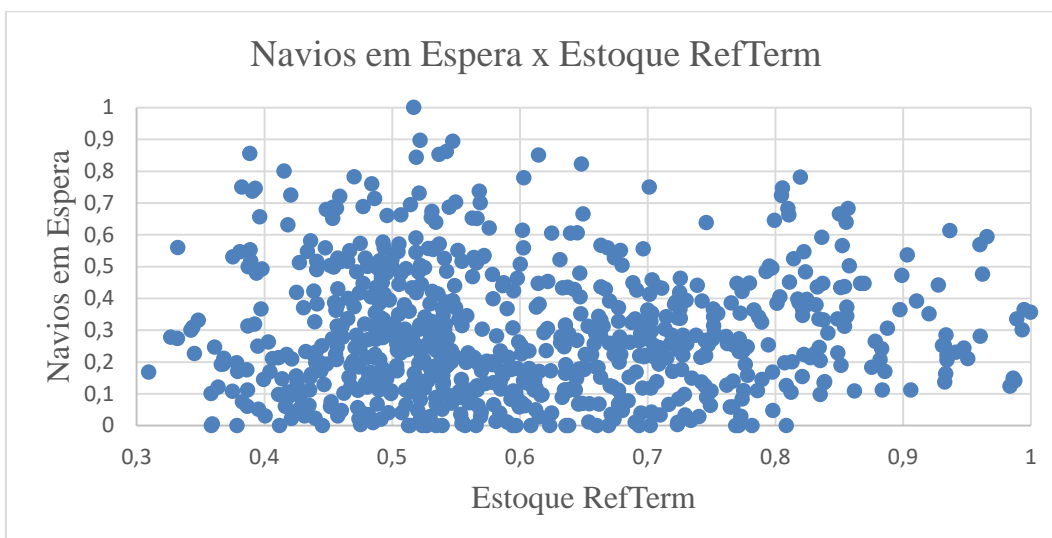


Figura 13 – Gráfico de dispersão de “Navios em Espera” e “Estoque RefTerm”.

Para as correlações entre as variáveis independentes, é importante citar o valor de 0,58 na correlação entre o “Estoque Terminal” e o “Estoque RefTer”. Isso significa que existe uma tendência de quando o estoque está alto no terminal, boa parte desse estoque é transportado para os terminais terrestres adjacentes e para as refinarias; já quando o estoque do terminal está baixo, o envio de petróleo para os terminais e refinarias é reduzido e conseqüentemente os estoques nesses pontos também se reduz. Na Figura 14 é apresentado o gráfico de dispersão dessas duas variáveis, onde se pode notar claramente uma tendência de aumento de uma variável em função do aumento da outra.

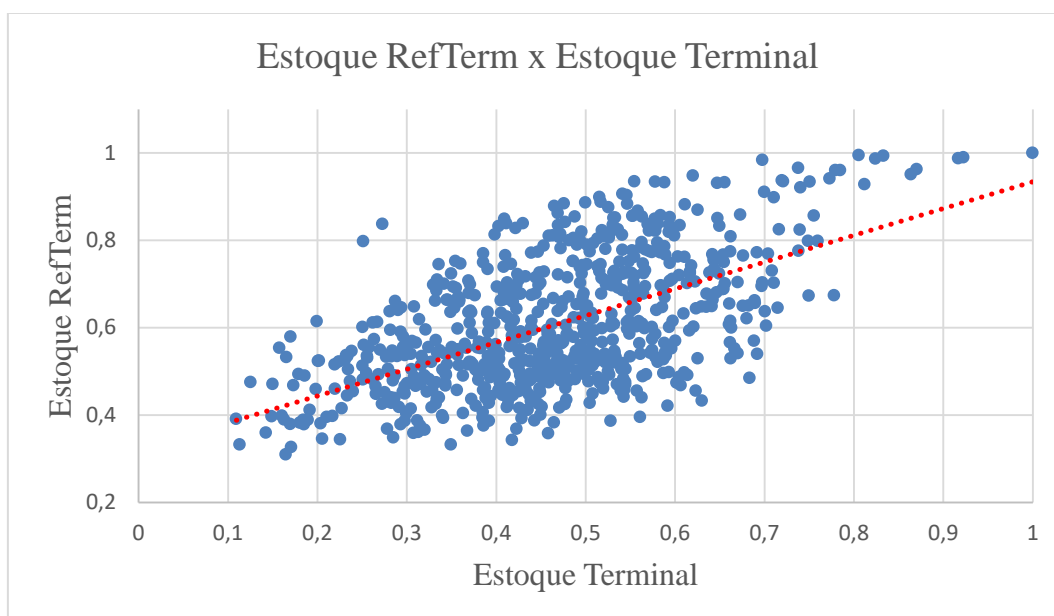


Figura 14 – Gráfico de dispersão de “Estoque RefTerm” e “Estoque Terminal”.

Outra relação que merece comentário é a correlação de 0,45 entre o “Estoque Total” e o “Estoque RefTer”. Isso significa que existe uma tendência de direcionamento de estoque para o sistema do terminal estudado (tanques do próprio terminal, dos terminais terrestres adjacentes e das refinarias atendidas pelo terminal) quando o estoque total está alto. Na Figura 15 é apresentado o gráfico de dispersão dessas duas variáveis, onde se pode notar uma tendência de aumento de “Estoque RefTerm” com o aumento de “Estoque Total”.

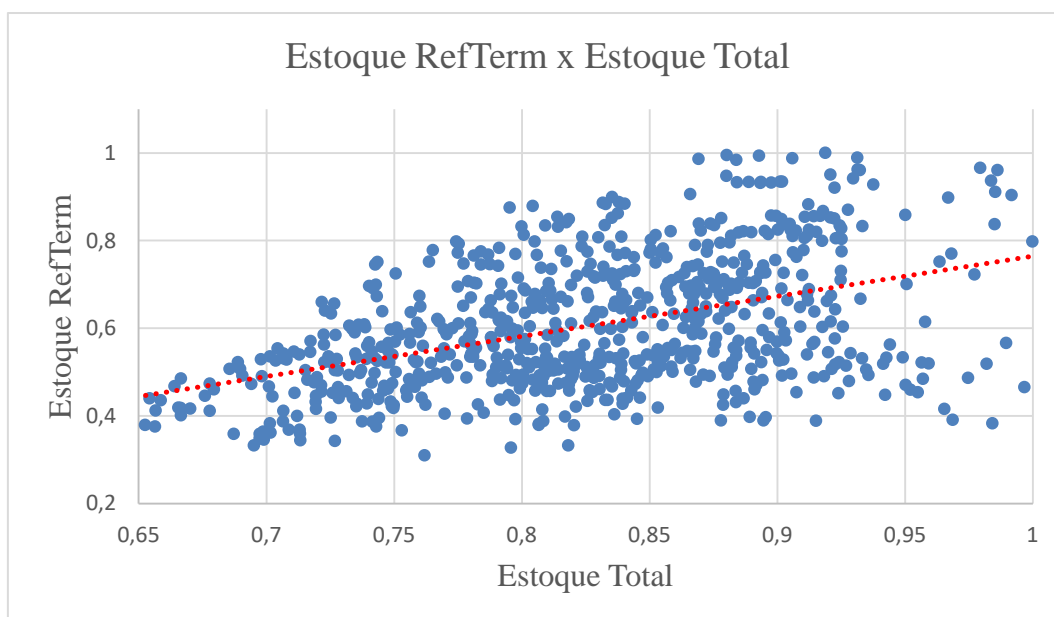


Figura 15 – Gráfico de dispersão de “Estoque RefTerm” e “Estoque Total”.

Na busca de um outro modelo que possa explicar melhor as variações da variável dependente, foram testadas outras estratégias: RLM de variáveis transformadas, RLM de médias móveis das variáveis, e regressão dinâmica da média das variáveis.

5.1.1

Resultado das RLM de variáveis transformadas

Nessa seção são apresentados os resultados das análises estatísticas realizadas com as variáveis transformadas por aplicação de logaritmo neperiano ou do inverso nos dados das variáveis. Primeiramente serão mostradas as correlações calculadas entre as variáveis e na sequência será apresentado o resultado da regressão linear múltipla dessas variáveis.

Na Tabela 7 são apresentadas as correlações entre as variáveis independentes e a variável dependente que foi transformada. Na segunda coluna dessa tabela são apresentados os valores das correlações das variáveis puras, analisados na Seção 5.1. Na terceira coluna são apresentados os valores das correlações das variáveis independentes puras com o logaritmo neperiano da variável dependente. Na quarta coluna são apresentados os valores das correlações das variáveis independentes puras com o inverso da variável dependente.

Tabela 7 – Correlação das variáveis após transformação da variável dependente.

	Navios Espera	LN Navios Espera	1/ Navios Espera
Produção	0,29	0,24	-0,08
Refino	-0,19	-0,06	0,02
Compra	-0,05	-0,04	-0,02
Venda	0,09	0,05	0,01
Estoque Terminal	-0,09	0,00	-0,08
Estoque RefTerm	-0,01	0,05	-0,04
Estoque Total	0,61	0,53	-0,15

Conforme evidenciado na Tabela 7, essas transformações na variável dependente não resultaram em aumento da correlação da variável dependente com as variáveis independentes. Repare, na última linha, que a correlação da variável dependente com “Estoque Total” reduziu de 0,61 na regressão original (segunda coluna) para 0,53 (terceira coluna) e para -0,15 (quarta coluna) nas regressões com dados transformados.

Nas Tabelas 8 e 9 são apresentadas as correlações da variável dependente original com as variáveis independentes transformadas e com as variáveis independentes originais.

Tabela 8 – Correlações da variável dependente com as variáveis independentes originais e com o logaritmo neperiano das variáveis independentes.

Variável original	Navios Espera	Variável Transformada	Navios Espera
Produção	0,29	LN Produção	0,29
Refino	-0,19	LN Refino	-0,13
Compra	-0,05	LN Compra	-0,01
Venda	0,09	LN Venda	0,05
Estoque Terminal	-0,09	LN Estoque Terminal	-0,09
Estoque RefTerm	-0,01	LN Estoque RefTerm	-0,01
Estoque Total	0,61	LN Estoque Total	0,61

Na segunda coluna da Tabela 8 são apresentados os valores das correlações da variável dependente com as variáveis independentes originais. Na quarta coluna são apresentados os valores das correlações da variável dependente com o logaritmo neperiano das variáveis independentes. Essas transformações nas variáveis independentes reduziram a correlação da variável dependente com as

variáveis independentes, conforme fica evidenciado nos valores destacados em negrito na coluna quatro.

Tabela 9 – Correlações da variável dependente com as variáveis independentes originais e com o inverso das variáveis independentes.

Variável original	Navios Espera	Variável transformada	Navios Espera
Produção	0,29	1/ Produção	-0,28
Refino	-0,19	1/ Refino	0,14
Compra	-0,05	1/ Compra	0,00
Venda	0,09	1/ Venda	0,01
Estoque Terminal	-0,09	1/ Estoque Terminal	0,12
Estoque RefTerm	-0,01	1/ Estoque RefTerm	0,02
Estoque Total	0,61	1/ Estoque Total	-0,59

Na segunda coluna da Tabela 9 são apresentados os valores das correlações da variável dependente com as variáveis independentes. Na quarta coluna são apresentados os valores das correlações da variável dependente com o inverso das variáveis independentes. Essas transformações provocaram a alteração do sinal das correlações, conforme esperado, porém, não elevaram, em módulo, a correlação entre “Navios em Espera” e as variáveis independentes.

Na Tabela 10 são apresentados os resultados do R-quadrado ajustado e do p-valor das regressões com as variáveis originais e transformadas.

Tabela 10 – Resultado das RLMs com as variáveis transformadas.

	Regressão Original	LN dos Xs	Inverso dos Xs	LN do Y	Inverso do Y
R-quadrado ajustado	0,489	0,485	0,472	0,330	0,026
p-valor da regressão	1,93E-102	2,74E-101	2,16E-97	2,36E-60	5,58E-05

A segunda coluna da Tabela 10 se refere ao resultado da regressão com as variáveis originais da seção 5.1. Da terceira até a sexta coluna são apresentados respectivamente os resultados para: aplicação de logaritmo neperiano nos dados das variáveis independente; inverso das variáveis independentes; logaritmo neperiano nos dados da variável dependente; inverso da variável independente. Note nos valores da segunda linha que nenhuma regressão com variável transformada apresentou R-quadrado ajustado melhor que a regressão original.

Após todos os resultados apresentados nessa Seção, é possível afirmar que, no problema real apresentado nessa dissertação, a variação do número de navios aguardando atracação no terminal estudado é melhor explicado por um modelo linear nas variáveis produção, refino, compra, venda e estoques que pelos modelos não lineares nas variáveis avaliadas nesse estudo.

Assim, como nenhuma regressão com as variáveis transformadas teve R-quadrado ajustado, p-valor da regressão ou correlações estre as variáveis melhores que na regressão original, essas transformações não foram utilizadas na sequência do trabalho.

5.1.2

Resultado das RLM de médias móveis das variáveis

Nessa seção são apresentados os resultados das análises estatísticas realizadas com as médias móveis de todas as variáveis, além das variáveis originais. Primeiramente serão mostrados o resultado das RLMs efetuadas para cada bloco de variáveis. Na sequência, serão apresentados gráficos de dispersão e a evolução da correlação das médias móveis de 10, 15, 20, 30, 45 e 60 dias das variáveis “Navios em Espera” e “Estoque Total”.

Os resultados das regressões efetuadas com as médias móveis das variáveis estão apresentados na Tabela 11. Nas primeiras cinco linhas dessa tabela, são apresentados os resultados da estatística das regressões: R múltiplo, R-quadrado, R-quadrado ajustado, erro padrão e p-valor da regressão. Nas demais linhas são apresentados os resultados para os p-valores dos coeficientes das variáveis independentes. Nas linhas em que, após o nome da variável, aparece o termo MX, são apresentados os p-valores dos coeficientes da média móvel de X dias da variável, onde X assume os valores de 1, 10, 15, 20, 30, 45 e 60 dependendo de cada coluna (ver cabeçalhos das colunas). Nas linhas sem o termo MX são apresentados os p-valores dos coeficientes da variável original. As expressões “M10”, “M15”, “M20”, “M30”, “M45” e “M60” foram incluídas no cabeçalho de cada coluna para identificar que se tratam das regressões feitas com as médias móveis de 10, 15, 20, 30, 45 e 60 dias respectivamente. Na coluna com o título M1, são apresentados os resultados da regressão feita apenas com as variáveis originais, conforme a Seção 5.1.

Tabela 11 – Resultado das RLMs com as médias móveis das variáveis.

		Regressão M1	Regressão M10	Regressão M15	Regressão M20	Regressão M30	Regressão M45	Regressão M60
Estatística da regressão	R múltiplo	0,703	0,828	0,856	0,877	0,914	0,950	0,968
	R-Quadrado	0,494	0,685	0,732	0,770	0,836	0,903	0,937
	R-quadrado ajustado	0,489	0,679	0,727	0,765	0,833	0,900	0,935
	Erro padrão	1,259	0,856	0,765	0,693	0,562	0,415	0,323
	p-valor da regressão	1,93E-102	9,84E-167	4,59E-190	3,97E-211	1,48E-258	0	0
p-valor dos coeficientes das variáveis independentes	Produção	-8,07E-03	8,94E-01	2,56E-01	1,87E-01	7,07E-02	1,31E-04	4,00E-12
	Produção MX		4,72E-03	1,03E-04	2,90E-04	1,45E-01	1,09E-01	1,64E-07
	Refino	-1,23E-02	2,15E-03	4,14E-06	7,75E-09	8,93E-16	5,02E-12	1,29E-01
	Refino MX		1,70E-03	3,60E-05	7,25E-08	4,44E-12	2,42E-26	1,94E-30
	Compra	1,10E-03	1,44E-01	1,02E-01	3,68E-01	8,95E-01	5,47E-01	4,60E-02
	Compra MX		1,37E-01	4,38E-01	7,68E-01	2,74E-02	4,44E-09	4,30E-20
	Venda	-1,08E-03	8,16E-01	6,84E-01	6,00E-01	6,88E-01	5,57E-01	9,45E-01
	Venda MX		2,09E-02	1,11E-03	1,48E-05	4,21E-10	7,76E-18	1,64E-19
	Estoque Terminal	1,09E-03	2,04E-01	1,74E-01	1,01E-01	2,56E-02	2,98E-02	6,34E-01
	Estoque Terminal MX		7,49E-04	2,17E-03	7,34E-03	7,41E-01	7,13E-05	1,72E-06
	Estoque RefTerm	-3,13E-03	7,20E-02	2,97E-01	4,70E-01	4,81E-01	5,36E-02	7,79E-02
	Estoque RefTerm MX		1,60E-12	4,13E-16	5,61E-21	4,09E-23	3,58E-23	3,83E-36
	Estoque Total	2,90E-03	2,45E-02	1,04E-03	2,49E-05	4,23E-07	4,16E-08	2,45E-02
Estoque Total MX		4,06E-07	3,13E-11	7,14E-17	1,12E-37	1,46E-89	7,46E-156	

Nota-se, nas primeiras linhas da Tabela 11, que com o aumento do número de dias das médias móveis existe aumento nas estatísticas: R Múltiplo, R-Quadrado e R-Quadrado Ajustado, e redução do erro padrão e do p-valor da regressão. Assim, é possível afirmar que as regressões com médias móveis de períodos maiores são modelos melhores pois, quanto maior o valor do R-Quadrado Ajustado melhor é a explicação da variável dependente pelas variáveis independentes. Essa melhora já é muito perceptível na comparação dos resultados da Regressão M1 com os resultados da Regressão M10, pois o R-Quadrado Ajustado aumenta quase 40%, de 0,489 para 0,679. Também é possível afirmar que as regressões feitas com médias móveis de mais dias são mais significativas pois tiveram um p-valor menor. Chegou-se ao extremo de valor aproximado para zero no Excel para os p-valores das Regressões M45 e M60.

Constata-se inclusive uma tendência de redução do p-valor dos coeficientes das variáveis “Refino MX”, “Venda MX”, “Estoque Term MX” e “Estoque Total MX” nas regressões com mais elementos nas médias móveis, tornando mais confiável a relação encontrada para cada variável. Já para os p-valores dos coeficientes das variáveis originais, além dos coeficientes de “Produção MX”, “Compra MX” e “Estoque Terminal MX” não foi encontrada essa tendência clara.

Na maioria das regressões realizadas, o menor p-valor foi encontrado para a variável “Estoque Total MX”. Assim, com o objetivo de evidenciar o efeito da média móvel, a correlação dessa variável com a variável dependente, para os diversos valores de X, são apresentados na Figuras 16.

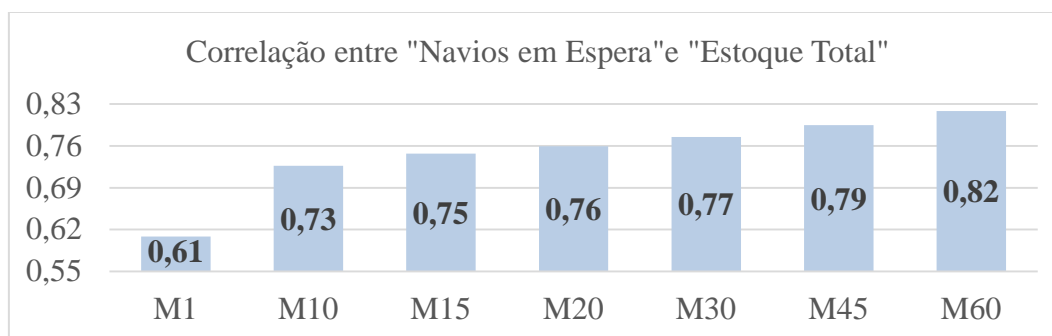


Figura 16 – Comparação das correlações entre as médias móveis das variáveis “Navios em Espera” e “Estoque Total”

Pelos valores do gráfico da Figura 16, é evidente o aumento da correlação entre as variáveis “Navios em Espera” e “Estoque Total” com o aumento do

número de dias utilizados para o cálculo da média móvel, passando de uma correlação de 0,61 entre as variáveis originais para o valor de correlação de 0,82 entre as médias móveis de 60 dias dessas variáveis.

Nas Figuras 17 a 22 são apresentados os gráficos de dispersão entre “Navios em Espera MX” e “Estoque Total MX”, onde X assume os valores de 10, 15, 20, 30, 45 e 60 dias. Os valores nos gráficos de dispersão foram ajustados para o intervalo entre 0 e 1 para manter a confidencialidade dos dados da empresa.

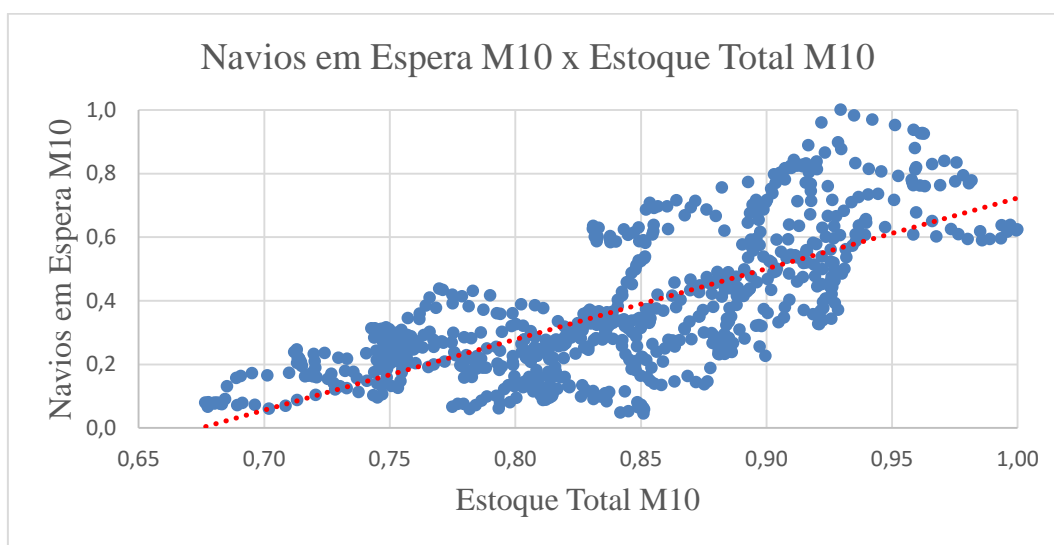


Figura 17 – Gráfico de dispersão de “Navios Espera M10” e “Estoque Total M10”.

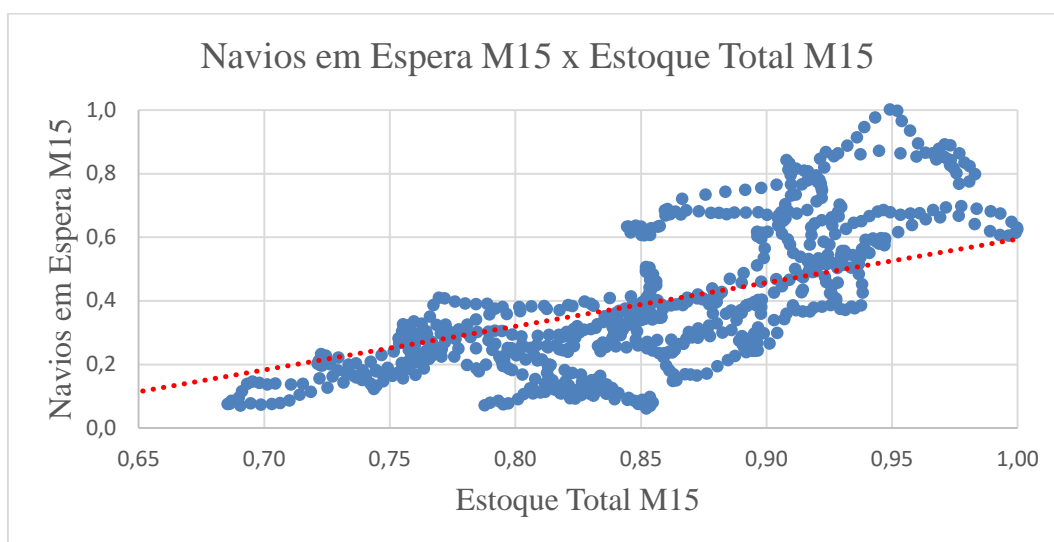


Figura 18 – Gráfico de dispersão de “Navios Espera M15” e “Estoque Total M15”.

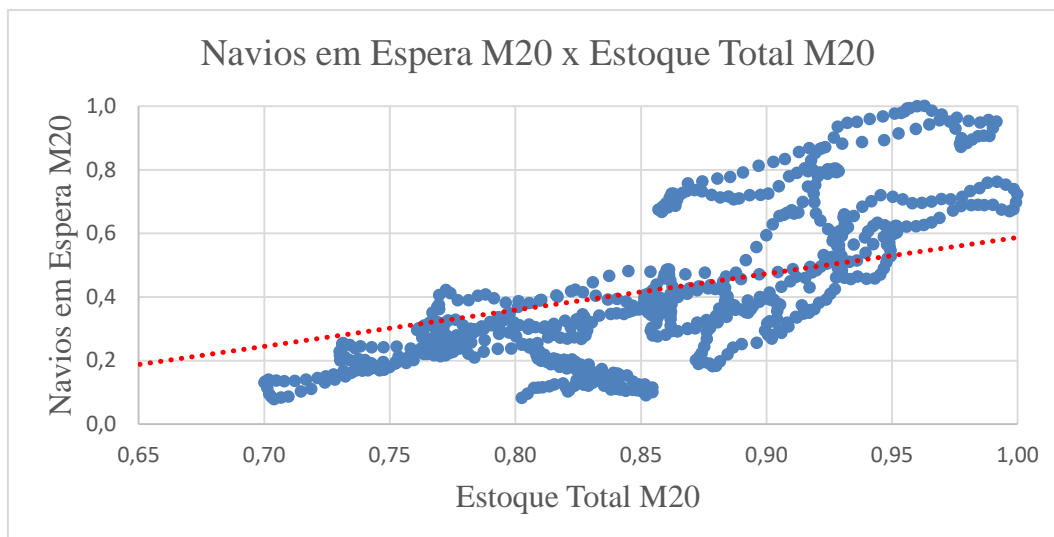


Figura 19 – Gráfico de dispersão de “Navios Espera M20” e “Estoque Total M20”.

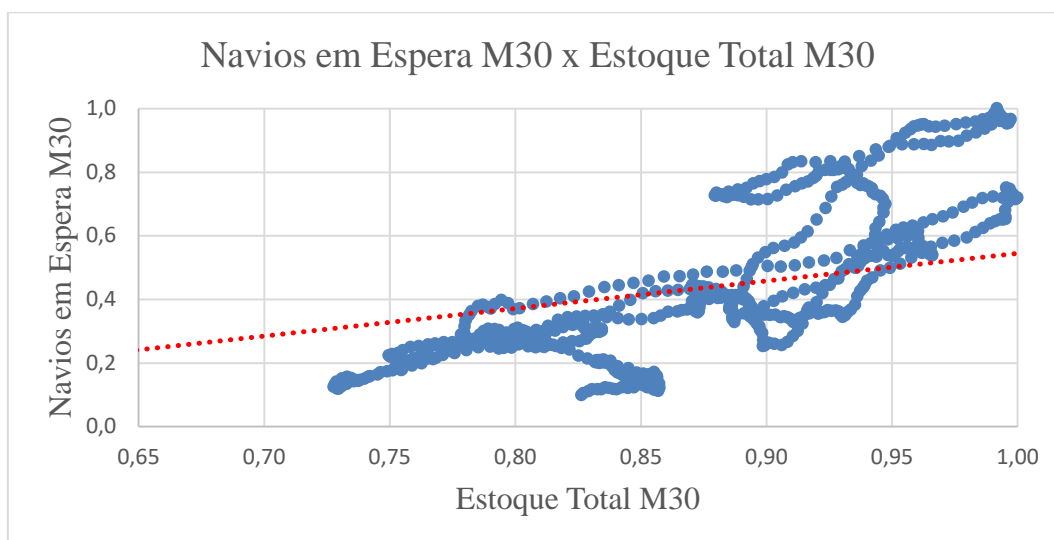


Figura 20 – Gráfico de dispersão de “Navios Espera M30” e “Estoque Total M30”.

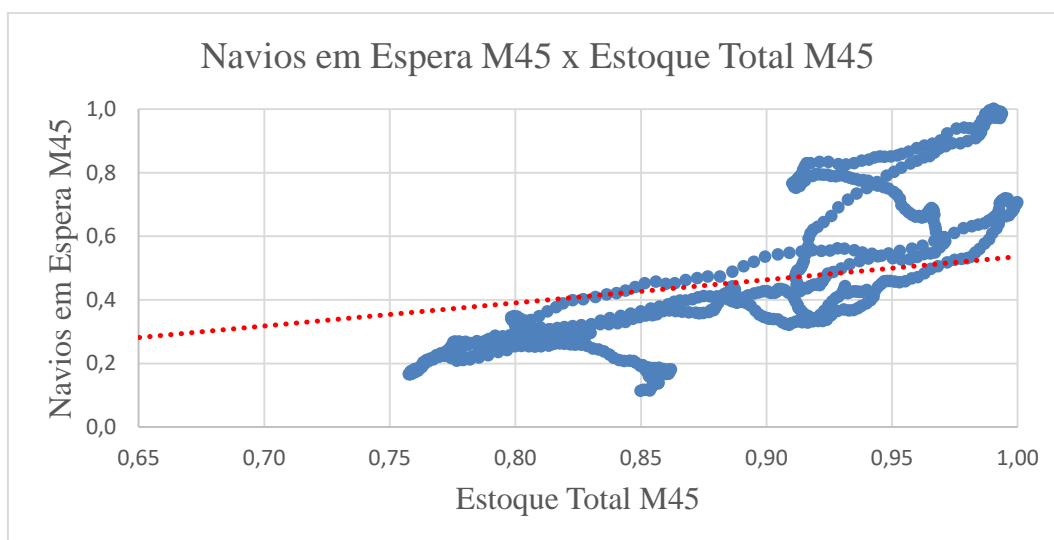


Figura 21 – Gráfico de dispersão de “Navios Espera M45” e “Estoque Total M45”.

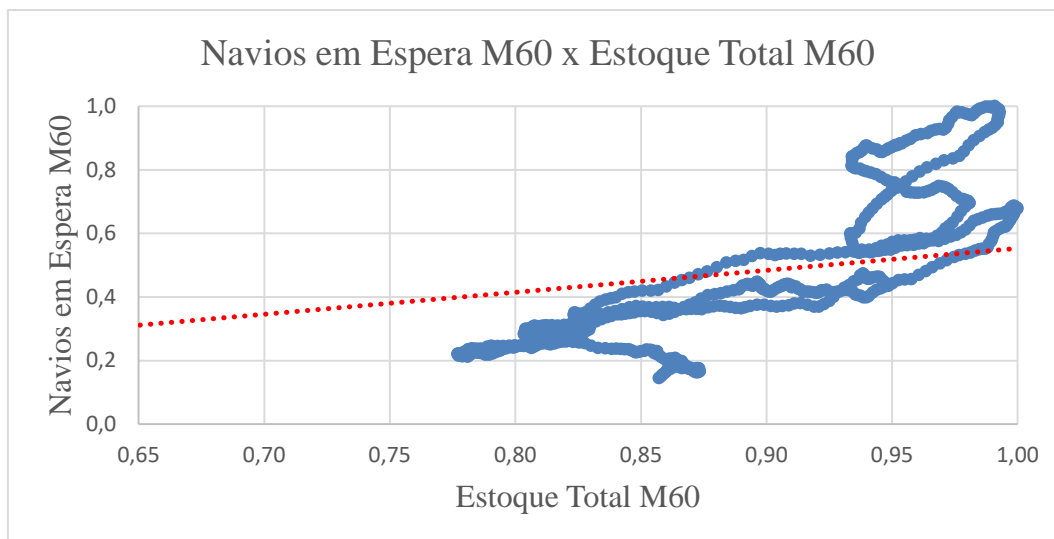


Figura 22 – Gráfico de dispersão de “Navios Espera M60” e “Estoque Total M60”.

Comparando as Figuras 17 a 22, pode-se notar uma redução do espalhamento dos pontos conforme se aumenta o número de dias utilizados para o cálculo da média móvel. Observe que, das Figuras 20 a 22, a junção de pontos adjacentes forma trechos de curvas muito semelhantes à reta. Analisando esse efeito com mais detalhe, constatou-se que os pontos adjacentes são na verdade dias consecutivos. Assim, nesses períodos de “quase retas”, a correlação entre as variáveis aproxima-se de 1, e, na prática, isso sugere que a média móvel da quantidade de navios aguardando atracação no terminal estudado varia principalmente em função de variações no estoque médio total da empresa.

5.1.3

Avaliação da autocorrelação dos erros dos modelos de RLM

Na Figura 23 é apresentado o gráfico da função de autocorrelação dos erros (FAC Error) da regressão feita com todas as variáveis puras da seção 5.1.

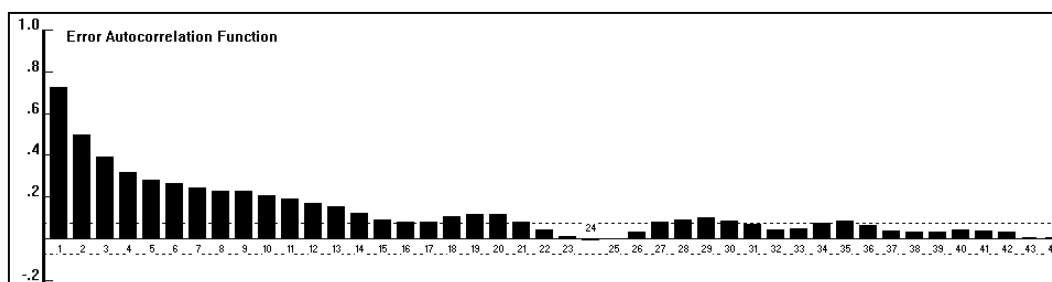


Figura 23 – Gráfico FAC dos erros da RLM dos dados puros.

Nota-se uma grande autocorrelação nos erros que impede a utilização desse modelo. Assim, foram excluídas variáveis explicativas de acordo com a significância de seus coeficientes de acordo com a indicação do software FPW com o objetivo de melhorar o modelo. Na Figura 24 é apresentado o gráfico da função de autocorrelação dos erros da RLM feita com as variáveis independentes “Estoque Total”, “Estoque RefTerm”, “Produção” e “Refino”.

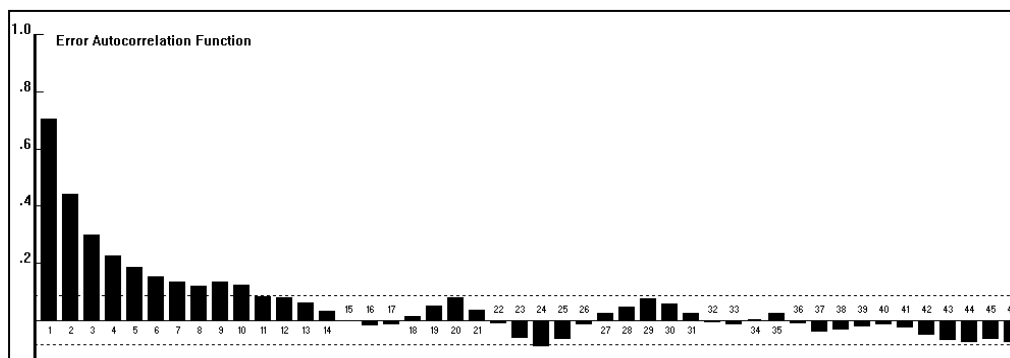


Figura 24 – Gráfico FAC dos erros da RLM elaborada com uma seleção de variáveis puras.

Analisando o gráfico FAC da Figura 24 é possível observar uma redução na intensidade dos valores apresentados em relação ao gráfico FAC da Figura 23, porém ainda existe uma grande autocorrelação nos erros que não permite a utilização desse modelo de RLM.

Na figura 25 é apresentado o gráfico da FAC dos erros da regressão M30, feita com as médias móveis de 30 dias das variáveis, conforme seção 5.1.2.

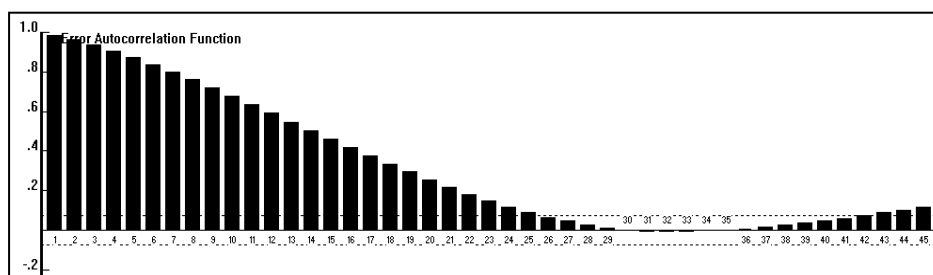


Figura 25 – Gráfico FAC dos erros da RLM M30.

Na figura 25, é observada uma autocorrelação nos erros mais elevada que a observada nos gráficos das figuras 23 e 24. Assim, o modelo foi ajustado com a exclusão das variáveis de acordo com a significância de seus coeficientes de

acordo com a indicação do software FPW. Na figura 26 é apresentado o gráfico da FAC dos erros da RLM elaborada com as variáveis independentes “Estoque Total M30”, “Estoque RefTerm M30” e “Refino M30”.

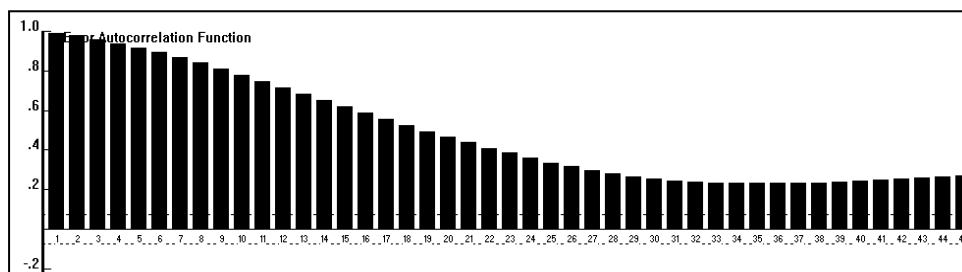


Figura 26 – Gráfico FAC dos erros da RLM elaborada com as médias móveis de variáveis selecionadas.

Na figura 26 constata-se que a autocorrelação nos erros permanece elevada. Esse perfil de gráfico da função de autocorrelação dos erros foi encontrado em todos os modelos construídos através da utilização de RLM. Dessa forma, se iniciou um estudo com regressão dinâmica para procurar ajustar o modelo de forma satisfatória.

5.2

Resultado das regressões dinâmicas

Foram feitas regressões dinâmicas utilizando como variáveis as médias de 7, 10, 15, 20 e 30 dias dos dados coletados. Durante a utilização do método Bottom-Up, as variáveis que o software FPW indicou inserir aos modelos, por ser o p-valor dos seus coeficientes menor que 5%, foram: “Navios em Espera [-1]” (que representa a defasagem da variável dependente em t-1), “Estoque Total”, “Estoque RefTerm” e “Refino”. Em nenhum modelo, as variáveis “Estoque Terminal”, “Produção”, “Compra” e “Venda” foram selecionadas.

Nas Tabelas 12 a 16 são apresentados os resultados dos modelos elaborados por regressão dinâmica para cada agregação, contendo as variáveis explicativas selecionadas, os valores dos coeficientes das variáveis, seus erros padrão, além da estatística t e do p-valor dos coeficientes para cada agregação.

Tabela 12 – Resultado do modelo de regressão dinâmica para a agregação dos dados através de média de 7 dias.

	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística t	p-valor
Navios em Espera [-1]	0.47495	0.076098	6.241	0.000
Estoque Total	0.001558	0.000268	5.812	0.000
Estoque RefTerm	-0.001382	0.000467	-2.958	0.004
Refino	-0.010421	0.005254	-1.983	0.050
Constante	-3.532048	1.779258	-1.985	0.050

Tabela 13 – Resultado do modelo de regressão dinâmica para a agregação dos dados através de média de 10 dias.

	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística t	p-valor
Navios em Espera [-1]	0.383017	0.096624	3.964	0.000
Estoque Total	0.001847	0.000341	5.417	0.000
Estoque RefTerm	-0.001651	0.000612	-2.699	0.009
Constante	-7.510371	1.535014	-4.893	0.000

Tabela 14 – Resultado do modelo de regressão dinâmica para a agregação dos dados através de média de 15 dias.

	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística t	p-valor
Navios em Espera [-1]	0.439068	0.098078	4.477	0.000
Estoque Total	0.001778	0.000333	5.333	0.000
Estoque RefTerm	-0.001321	0.000635	-2.080	0.044
Refino	-0.018432	0.006927	-2.661	0.011
Constante	-2.644135	2.361384	-1.120	0.269

Tabela 15 – Resultado do modelo de regressão dinâmica para a agregação dos dados através de média de 20 dias.

	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística t	p-valor
Navios em Espera [-1]	0.381625	0.110179	3.464	0.002
Estoque Total	0.002015	0.000373	5.401	0.000
Estoque RefTerm	-0.001945	0.000735	-2.646	0.013
Refino	-0.016553	0.007539	-2.196	0.036
Constante	-3.820474	2.63697	-1.449	0.157

Tabela 16 – Resultado do modelo de regressão dinâmica para a agregação dos dados através de média de 30 dias.

	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística t	p-valor
Navios em Espera [-1]	0.352942	0.127946	2.759	0.013
Estoque Total	0.001831	0.000376	4.870	0.000
Refino	-0.033132	0.011904	-2.783	0.012
Constante	-0.008753	3.730694	-0.002	0.998

Como pode ser visto nas Tabelas 11 a 16, a variável “Estoque Total” foi sempre selecionada, e o p-valor de seu coeficiente ficou próximo de zero em todos os modelos de regressão dinâmica, o que mostra a robustez da utilização da média do estoque total da companhia na explicação da média da quantidade de navios aguardando atracação no terminal estudado. A inclusão da variável “Navios em Espera [-1]” aos modelos provocou uma redução considerável na autocorrelação dos resíduos, como pode ser verificada nas figuras 27 a 31 que apresentam o gráfico da FAC dos erros para os modelos de regressão dinâmica de cada agregação.

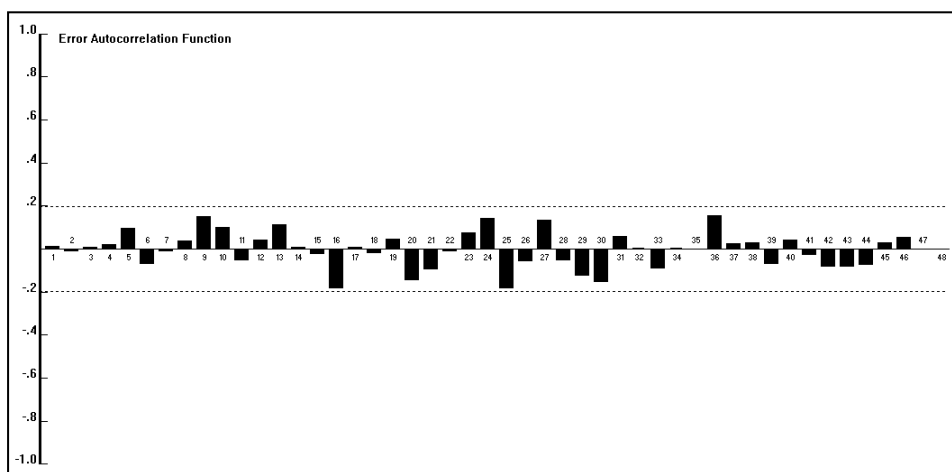


Figura 27 – Gráfico FAC dos erros do modelo de regressão dinâmica para a agregação dos dados através de média de 7 dias.

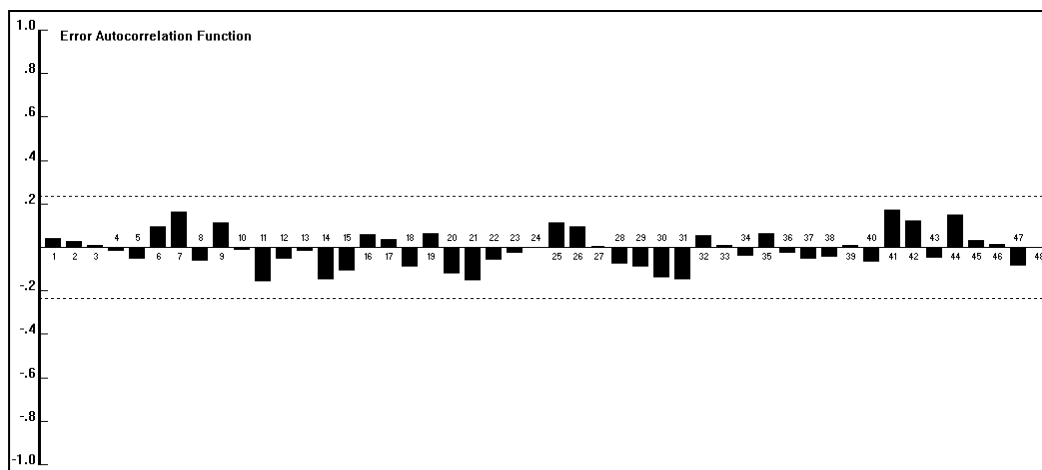


Figura 28 – Gráfico FAC dos erros do modelo de regressão dinâmica para a agregação dos dados através de média de 10 dias.

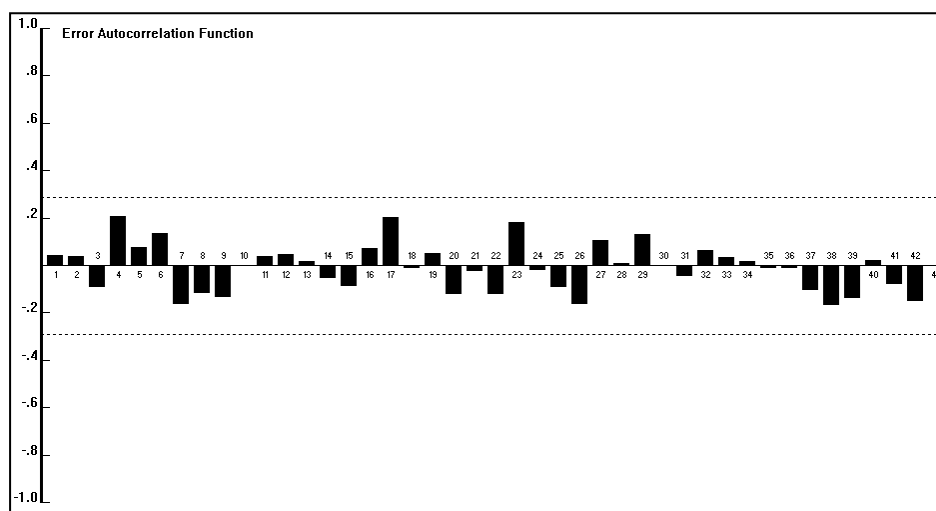


Figura 29 – Gráfico FAC dos erros do modelo de regressão dinâmica para a agregação dos dados através de média de 15 dias.

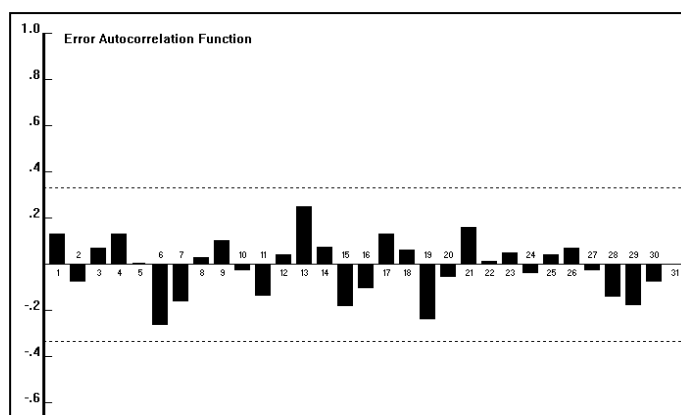


Figura 30 – Gráfico FAC dos erros do modelo de regressão dinâmica para a agregação dos dados através de média de 20 dias.

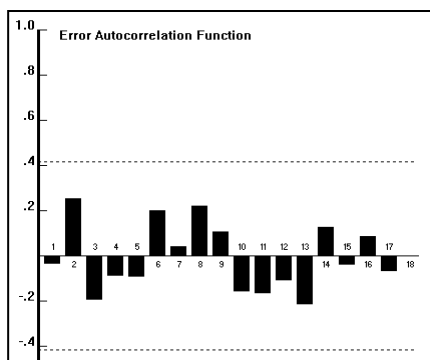


Figura 31 – Gráfico FAC dos erros do modelo de regressão dinâmica para a agregação dos dados através de média de 30 dias.

Pode-se notar nas figuras 27 a 31 que o gráfico FAC dos erros do modelo de regressão dinâmica ficaram muito melhores que os mesmos gráficos dos modelos de RLM. Todos os valores ficaram dentro dos limites definidos como ideais pelo software FPW, o que mostra que os resíduos desses modelos não apresentam autocorrelação serial.

5.2.1

Comparação dos modelos de regressão dinâmica

Para a seleção do melhor modelo de regressão dinâmica, os valores de MAPE e BIC dos modelos foram comparados. A Tabela 17 apresenta os resultados das melhores regressões dinâmicas realizadas para cada agregação.

Tabela 17 – Resultado dos parâmetros das regressões dinâmicas.

Agregação	MAPE	BIC	R ² Ajustado
Média de 7 dias	0,3779	0,9002	0,7224
Média de 10 dias	0,3960	0,9486	0,6850
Média de 15 dias	0,3560	0,7917	0,7893
Média de 20 dias	0,3322	0,7726	0,8013
Média de 30 dias	0,3451	0,8309	0,7061

O modelo construído a partir de médias de 20 dias dos dados foi o escolhido por apresentar o melhor ajuste estatístico pois tem os menores valores de MAPE e BIC. O MAPE de 0,3322 do modelo selecionado indica que este

apresenta erro de 33%, enquanto seu R^2 ajustado de 0,8013 evidencia que o modelo explica 80% da variação da quantidade de navios aguardando atracação no terminal estudado através das variáveis independentes: quantidade de navios aguardando atracação no período anterior, estoque total da empresa, valor do refino diário, e estoque de refinarias e terminais atendidos pelo terminal estudado.

5.2.2

Análise dos sinais dos coeficientes do modelo selecionado

A partir da regressão dinâmica escolhida, foi gerada a Equação 14, apresentada a seguir,

$$\hat{y} = 0,3816 y_{t-1} + 0,002015 x_1 - 0,01655 x_2 - 0,001945 x_3 - 3,820 \quad (14)$$

onde, \hat{y} é a estimativa para “Navios em Espera” em unidades, y_{t-1} é o valor de “Navios em Espera no período anterior” em unidades, x_1 é o “Estoque Total” em mil m^3 , x_2 é o “Refino” em mil m^3 e x_3 é o “Estoque RefTerm” em mil m^3 .

Para verificar se os coeficientes das regressões fazem sentido prático, os seus sinais foram analisados com base no conhecimento da dinâmica da cadeia de suprimentos de petróleo. Caso o sinal de algum coeficiente de variável não faça sentido na prática, o modelo contendo essa variável não deve ser utilizado.

Quanto maior o “Estoque Total” maior será a disponibilidade de estoque em navios carregados aguardando para descarregar nos terminais, o que provoca elevação de “Navios em Espera” e, portanto, o sinal positivo do coeficiente dessa variável é coerente.

Para um dado nível de estoque, quanto maior o “Refino” maior o fluxo necessário para o suprimento das refinarias, ou seja, maior é a demanda de descarga de navios, o que provoca uma redução em “Navios em Espera”. Assim, o sinal negativo antes de “Refino” condiz com o esperado.

Considerando um dado valor para “Estoque Total”, quanto maior “Estoque RefTerm” menor será o estoque em navios e assim haverá menos navios carregados aguardando atracação no terminal. Dessa forma, o sinal negativo do coeficiente dessa variável é coerente com a realidade.

O valor de “Navios em Espera no período anterior” afeta diretamente “Navios em Espera” visto que os navios que não atracaram no período anterior ainda devem atracar para descarregar o petróleo a bordo. Assim, o sinal positivo do coeficiente dessa variável é coerente.

A Equação 14 pode ser utilizada para estimar qual será a média mensal do número de navios aguardando atracação no terminal estudado com base na meta mensal de estoque médio, na estimativa dos estoques médios dos terminais e refinarias atendidos pelo terminal estudado, pelo refino médio planejado para o mês em questão e pela média do número de navios aguardando atracação no terminal no mês anterior.

Assim, hipoteticamente, para um determinado mês com meta de estoque médio (x_1) de 6.000 mil m^3 , refino médio planejado (x_2) de 300 mil m^3 por dia, estimativa de estoque médio nos terminais e refinarias atendidos pelo terminal estudado (x_3) igual a 1.000 mil m^3 , e média de 1,6 navio aguardando atracação no mês anterior (y_{t-1}), o valor estimado para a média mensal do número de navios aguardando atracação (\hat{y}) será:

$$\hat{y} = 0,3816 \cdot 1,6 + 0,002015 \cdot 6000 - 0,01655 \cdot 300 - 0,001945 \cdot 1000 - 3,82$$

$$\hat{y} = 1,971$$

Ou seja, para o exemplo acima, é esperado que na média mensal exista cerca de dois navios aguardando atracação no terminal estudado no mês avaliado.

A Equação 14 também pode ser utilizada para avaliar o quanto a variação de apenas uma das três variáveis independentes afeta o resultado de “Navios em Espera”. Assim, como exemplo, caso exista uma redução de 500 mil m^3 na meta mensal de estoque médio (X_1), o valor estimado para a variação em “Navios em Espera” nesse mês será:

$$\Delta\hat{y} = 0,002015 * \Delta X_1 = 0,002015 * 500 = 1,007$$

Ou seja, a redução de 500 mil m^3 na meta de estoque médio reduz a média do número de navios aguardando atracação em praticamente uma unidade.

5.3

Comparação do custo de estadia com o custo de estoque

A variação do estoque médio altera o custo financeiro do carregamento desse estoque. Nessa dissertação ficou evidenciado que a variação do estoque

também afeta o custo de estadia, mais especificamente na etapa em que os navios aguardam para atracar no terminal.

Para fazer uma comparação entre esses dois custos foi considerado hipoteticamente uma elevação de estoque médio igual a 500 mil m³, mantendo todas as outras variáveis independentes constantes.

Com a utilização da Equação 14, apresentada na Seção 5.2.1, a variação de estoque proposta no exemplo provoca uma elevação de 1,007 navios por dia aguardando atracação no terminal.

Com a utilização da Equação 2, descrita na Seção 3.3,

$$SE = H.d$$

e considerando que o custo de um navio (H) é de 50 mil dólares por dia, a elevação no custo de sobreestadia será de 1,511 milhões de dólares por mês em função da com a elevação de 1,007 navios por dia aguardando atracação.

Com a utilização da Equação 1, descrita na Seção 3.2,

$$CE = i.V.E$$

e considerando $i = 0,8\%$ ao mês, V igual ao valor médio do petróleo Brent em 2017 de US\$ 54,25 por barril (ou US\$ 341,23 por m³) e E igual a variação de estoque proposta no exemplo, a elevação do custo financeiro de manutenção dos estoques é de 1,365 milhões de dólares por mês.

Ou seja, uma elevação no estoque médio total da empresa provoca um aumento no custo em navios aguardando atracação no terminal estudado quase 11% maior que o aumento do custo de manutenção de estoque. Assim, dado a relevância dos valores envolvidos, o impacto do nível de estoque na estadia dos navios deve ser considerado no cálculo do estoque meta da empresa estudada.

Conclusões e Recomendações

Com base nos artigos encontrados para a elaboração do referencial teórico, é possível afirmar que a academia já estudou diversos aspectos da cadeia de suprimento de petróleo como: roteamento e scheduling de navios, planejamento de frota, custos de estadia de navios, além de sistemas de suporte à decisão estratégica e tática. Muitas pesquisas foram elaboradas com foco na minimização dos custos de transporte, porém, não foram encontrados trabalhos que tentassem explicar a estadia de navios em função de outras variáveis da cadeia de suprimentos tais como o estoque. Portanto, esse trabalho explorou uma lacuna na literatura sobre a gestão de uma empresa integrada que produz, transporta e refina seu próprio petróleo e tem o poder de alterar as metas de toda a cadeia (como o estoque meta do sistema) com o objetivo de maximização dos resultados.

Após análise detalhada dos dados, foi constatado que existem mudanças bruscas nas variáveis coletadas entre dias sucessivos. Isso se deve a eventos operacionais em plataformas, navios, terminais e refinarias, além de concentração de saídas de lotes de petróleo para exportação ou de chegadas cargas de petróleo importado. Os problemas em plataformas provocam variações pontuais na produção de petróleo, adversidades em terminais impedem a descarga de navios, gerando elevação da estadia de navios nesse terminal e falhas em refinarias com redução do processamento provocam elevação dos estoques. Já a chegada concentrada de importações ou a exportação de várias plataformas em apenas um dia provoca uma variação brusca dessas variáveis. A utilização das médias móveis das variáveis se mostrou adequada para suavizar esse ruído, porém provocou elevação na autocorrelação dos erros para os modelos criados com RLM. Com a utilização de regressão dinâmica, o valor da variável dependente com defasagem em um período de tempo (lag -1) foi incluída como uma das variáveis explicativas. No modelo de regressão dinâmica selecionado não foi observado autocorrelação nos resíduos, o que torna os resultados da regressão dinâmica confiáveis.

Retomando a primeira questão de pesquisa: “Quais os fatores que explicam a estadia de navios petroleiros no terminal estudado?”, esse estudo apresenta que a média do número de navios aguardando atracação no terminal estudado foi explicada, pela Equação 14, a partir de sua relação com as médias do refino, do estoque total de petróleo, do estoque presente nas refinarias e terminais atendidos pelo terminal estudado e pelo valor da média da quantidade de navios aguardando atracação no período anterior.

A segunda pergunta de pesquisa “O nível de estoque de petróleo na cadeia de suprimentos da empresa analisada afeta a estadia de navios petroleiros nesse terminal?” foi respondida de forma afirmativa. Silver et al. (1998) afirmaram que o custo de manutenção dos estoques é um dos mais relevantes em uma cadeia de suprimentos. Nesse estudo de caso, ficou evidente que é substancial o aumento do custo da estadia de navios em função da elevação dos estoques, sendo este aumento do custo de estadia 11% maior que o aumento do custo de manutenção dos estoques.

Carotenuto et al. (2014) conclui que um melhor controle da estadia de navios traz como resultado uma redução dos níveis de estoque necessário na cadeia de suprimentos. O presente trabalho propõe uma redução na meta de estoque médio da empresa com o objetivo de reduzir os custos de estadia e de manutenção dos estoques, que podem chegar a dezenas de milhões de dólares ao ano. Dessa forma, é respondida de maneira afirmativa a terceira questão de pesquisa “Seria possível, através de um ajuste no estoque meta de petróleo da empresa, aumentar a eficiência no transporte marítimo e proporcionar economia?”

Para uma melhor compreensão do efeito do estoque na estadia dos navios, é importante que novos estudos sejam realizados na tentativa de explicar estatisticamente o tempo de operação dos navios nos terminais aquaviários (período entre o início da atracação e o final da operação) e o tempo de pós operação (período entre o final da operação e a saída do navio no terminal). Também é relevante que o trabalho apresentado nesse artigo seja expandido para todos os terminais aquaviários de petróleo da empresa estudada, podendo ser incluídas outras variáveis independentes para melhorar a explicação da estadia em cada terminal. Além disso, a partir desse estudo podem surgir novas pesquisas que confirmem a generalização da correlação do nível de estoque com o custo de

estadia de navios e possibilite a inclusão desse fator no dimensionamento do estoque ótimo na cadeia de suprimentos das empresas.

Referências Bibliográficas

AGRA, A.; CHRISTIANSEN, M.; HVATTUM, L.M.; RODRIGUES, F. **Robust Optimization for a Maritime Inventory Routing Problem**. *Transportation Science*, v. 52, n.3, p. 509-525, 2018.

AKOGLU, H. **User's guide to correlation coefficients**. *Turkish Journal of Emergency Medicine*. v. 18, p. 91-93, 2018.

ANP, **Relatório anual 2018**. Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis. 2017. Disponível em <http://www.anp.gov.br>. Acessado em junho de 2018.

ASSIS, L.S.; CAMPONOGARA, E. **A MILP model for planning the trips of dynamic positioned tankers with variable travel time**. *Transportation Research Part E*, v. 96, p. 372-388, 2016.

BALLOU, R.H. **Logística empresarial: transportes, administração de materiais e distribuição física**. São Paulo: Atlas, 1993.

BARROS, M.; SOUSA, R.C. **Regressão Dinâmica**. Núcleo de Estatística Computacional. PUC-Rio, 1995.

BONNEY, M. **Trends in inventory management**. *International Journal of Production Economics*, v. 35, p. 107-114, 1994.

BOWERSOX, D.J.; CLOSS, D.J.; COOPER, M.B.; BOWERSOX, J.C. **Gestão logística da cadeia de suprimentos**. 4. ed., Porto Alegre: AMGH, 2014.

BUSSAB, W.O. & MORETTIN, P.A. **Estatística básica**. 7. ed., São Paulo: Saraiva, 2012.

CAROTENUTO, P.; GIORDANI, S.; ZACCARO, A. **A simulation based approach for evaluating the impact of maritime transport on the inventory levels of an oil supply chain**. *Transportation Research Procedia*, v.3, p.710-719, 2014.

CHRISTIANSEN, M.; FAGERHOLT, K.; RONEN, D. **Ship Routing and Scheduling: Status and Perspectives**. *Transportation Science*. v. 38 (1), p. 1–18, 2014.

COHEN, J. **Statistical power analysis for the behavioral sciences**, 2. ed., Hillsdale, NJ: Erlbaum, 1988.

COLLYER, M.A. & COLLYER, W.O. **Dicionário de comércio marítimo**. 3. ed., Rio de Janeiro: Lutécia/Record, 2002.

DIZ, G. S. S.; OLIVEIRA, F.; HAMACHER, S. **Improving maritime inventory routing: application to a Brazilian petroleum case.** *Maritime Policy & Management*. v. 44 (1), p. 42-61, 2017.

FAN, L.; PAN, S.; LI, Z.; LI, H. **An ICA-based support vector regression scheme for forecasting crude oil prices.** *Technological Forecasting and Social Change*. v. 112, p. 245-253, 2016.

FIGUEIREDO, K.F.; FLEURY, P.F.; WANKE, P. **Logística e Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos.** São Paulo: Atlas, 2006.

GHAITHAN, A.M.; ATTIA, A.; DUFFUAA, S.O. **Multi-objective optimization model for a downstream oil and gas supply chain.** *Applied Mathematical Modelling*, v. 52, p. 689-708, 2017.

GHORBANI, M.A.; ASADI, H.; MAKARYNSKYY, O.; MAKARYNSKA, D.; YASEEN, Z.M. **Augmented chaos-multiple linear regression approach for prediction of wave parameters.** *Engineering Science and Technology, an International Journal*, v. 20 (3), p. 1180-1191, 2017.

GOODRICH, R.L. **Applied statistical forecasting.** Belmont: Business Forecast Systems, 1989.

GUJARATI, D. **Basic Econometrics.** 4. ed., New York: McGraw-Hill Book Company, 2003.

HAMICHE, K.; ABOUAISSA, H.; GONCALVES, G.; HSU, T. **Decentralized Control of dynamic supply chain systems with parametric uncertainties.** *IFAC-PapersOnLine*, v. 50, p. 15877-15882, 2017.

HYNDMAN, R.J.; ATHANASOPOULOS, G. **Forecasting: principles and practice.** 2016. Disponível em: <https://otexts.org/fpp2/>. Acessado em novembro de 2018.

L.F.S. **The Design of Multiple Linear Regression Models Using a Genetic Algorithm to Diagnose Initial Short-Circuit Faults in 3-Phase Induction Motors.** *Applied Soft Computing*, Available online, 2017.

KICSINY, R. **Improved multiple linear regression based models for solar collectors.** *Renewable Energy*, v. 91, p. 224-232, 2016.

LEVINE, D.M.; STEPHAN, D.F.; SZABAT, K.A. **Estatística – teoria e aplicações usando o Microsoft® Excel em português.** 7. ed., Rio de Janeiro: LTC, 2016.

LIBAO, Y.; TINGTING, Y.; JIELIAN, Z.; GUICAI, L.; YANFEN, L.; XIAOQIAN, M. **Prediction of CO2 Emissions Based on Multiple Linear Regression Analysis.** *Energy Procedia*, v. 105, p. 4222-4228, 2017.

LIMA, C.; RELVAS, S.; BARBOSA-PÓVOA, A.N.F.D. **Downstream oil supply chain management: A critical review and future directions.** *Computers & Chemical Engineering*, v. 92, p. 78-92, 2016.

LIMA, C.; RELVAS, S.; BARBOSA-PÓVOA, A.N.F.D. **Stochastic programming approach for the optimal tactical planning of the downstream oil supply chain.** Computers & Chemical Engineering, v. 108, p. 314-336, 2018.

LIU, L.; MA, G. **Cross-correlation between crude oil and refined product prices.** Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. v. 413, p. 284-293, 2014.

MONTGOMERY, D.C.; PECK, E.A.; VINING, G.G. **Introduction to Linear Regression Analysis.** 5 ed. Hoboken, N.J.: Wiley, 2012.

MOORE, D.S.; MCCABE, G.P.; DUCKWORTH, W.M.; SCLOVE, S.L. **A prática da estatística empresarial como usar dados para tomar decisões.** Rio de Janeiro: LTC, 2006.

PAPAGEORGIU, D.J.; NEMHAUSER, G.L.; SOKOL, J.; CHEON, M.; KEHA, A. **MIRPLib – A library of maritime inventory routing problem instances: Survey, core model, and benchmark results.** European Journal of Operational Research. v. 235, p. 350-366, 2014.

PERSSON, J.A. & GÖTHE-LUNDGREN, M. **Shipment planning at oil refineries using column generation and valid inequalities.** European Journal of Operational Research. v. 163 (3), p. 631-652, 2005.

RIBEIRO, G.M.; MAURI, G.R.; BELUCO, S.C.; LORENA, L.A.N.; LAPORTE, G. **Berth allocation in an ore terminal with demurrage, despatch and maintenance.** Computers & Industrial Engineering, v. 96, p. 8-15, 2016.

ROBERTSON, G.; PALAZOGLU, A.; ROMAGNOLI, J.A. **A multi-level simulation approach for the crude oil loading/unloading scheduling problem.** Computers and Chemical Engineering, v. 35, p. 817-827, 2011.

ROCHA, R.; GROSSMANN, I.E.; POGGI DE ARAGÃO, M.V.S. **Cascading Knapsack Inequalities: Reformulation of a crude oil distribution problem.** Annals of Operations Research, v. 203 (1), p. 217-234, 2013.

SAEED, N.; LARSEN, O.I. **Application of queuing methodology to analyze congestion: A case study of the Manila International Container Terminal, Philippines.** Case Studies on Transport Policy. v. 4 (2), p. 143-149, 2016.

SAHEBI, H.; NICKEL, S.; ASHAYERI, J. **Strategic and tactical mathematical programming models within the crude oil supply chain context - A review.** Computers & Chemical Engineering. v. 68, p. 56-77, 201

SILVER, E., PYKE, D., PETERSON, R. **Inventory Management and Production and Scheduling.** Hoboken: John Wiley & Sons. Nova Iorque, 1998.

SILVER, E.; PYKE, D.; THOMAS, D. **Inventory and Production Management in Supply Chains.** Boca Raton: Taylor & Francis. Nova Iorque, 2017.

STATISTA, **Average annual Brent crude oil price from 1796 to 2018**. Disponível em <https://www.statista.com/statistics/262860/uk-brent-crude-oil-price-changes-since-1976>. Acessado em junho de 2018.

THOMÉ, A.M.T.; SCAVARDA, L.F.; SCAVARDA, A.J. **Conducting systematic literature review in operations management**. Production Planning & Control, 2016, vol. 27, Issue 5, p. 408-420.

WALLER, M.A.; ESPER, T.L. **Definitive Guide to Inventory Management: The Principles and Strategies for the Efficient Flow of Inventory across the Supply Chain**. Pearson FT Press. New Jersey, 2014.

YIN, R.K. **Estudo de caso – Planejamento e métodos**. Editora Bookman. Porto Alegre, 2001.

ZHANG, C.; NEMHAUSER, G.; SOKOL, J.; CHEON, M.S.; KEHA A. **Flexible solutions to maritime inventory routing problems with delivery time windows**. Computers & Operations Research, v. 89, p. 153-162, 2018.