

Planejamento tático de rotas marítimas para suprimento de plataformas de produção de petróleo

André Pereira Pinto¹, Rodrigo de Alvarenga Rosa², André Luís da Silva Rosa³, José Reynaldo Gama Vieira⁴, Bruna dos Santos Neves⁵, Lucas Arrevabene Caprini⁶

¹Departamento de Engenharia de Civil, UFES, pereirapintoandre@gmail.com

²Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil – Área de Transportes, UFES rodrigo.a.rosa@ufes.br

³Petrobras S/A, aluisrosa@gmail.com

⁴Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil – Área de Transportes, UFES jreynaldogvieira@gmail.com

⁵Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil – Área de Transportes, UFES, brunasantosneves@hotmail.com

⁶Departamento de Engenharia de Civil, UFES, lucasarrivabene@hotmail.com

Recebido:

4 de dezembro de 2017

Aceito para publicação:

21 de dezembro de 2018

Publicado:

30 de abril de 2019

Editor de área:

Marcio D'Agosto

Palavras-chaves:

Logística do Petróleo,
Problema de Roteamento de
Veículos Periódico,
Exploração de Petróleo.

Keywords:

Oil logistics,
Periodic Vehicle Routing
Problem,
Oil exploration.

DOI:10.14295/transportes.v27i1.1536



RESUMO

A produção de petróleo no Brasil tem crescido nas últimas décadas, principalmente em alto mar por meio de plataformas *offshore*. Dessa forma, faz-se necessário planejar o transporte de suprimentos para essas plataformas utilizando barcos de apoio. Sabe-se que esse transporte tem um forte impacto nos custos das empresas de exploração de petróleo. Dessa forma, esse artigo propõe um modelo matemático baseado no Problema de Roteamento de Veículos Periódico para definição da frota de barcos necessária e de um plano semanal de viagens para cada barco da frota visando o atendimento às demandas das plataformas ao menor custo. O modelo foi testado com instâncias baseadas em dados reais da Bacia Potiguar, sendo utilizado o *solver* CPLEX para resolvê-las. Os resultados alcançados pelo CPLEX foram comparados com o planejamento da empresa e mostraram possíveis ganhos financeiros.

ABSTRACT

Oil production in Brazil has grown in the last decades, mainly at sea using offshore platforms, which are located far from the coast. Therefore, it is necessary to plan the transport the supply for these platforms using support boats. It is known that this transport has a strong impact on the oil companies' costs. Thus, this paper proposes a mathematical model based on the Periodic Vehicle Routing Problem to plan the necessary fleet of boats and a weekly route plan for each boat to supply the offshore platforms with the lower cost. The model was tested with instances based on real data from the Potiguar Basin using CPLEX to solve them. Results from CPLEX were compared with the company's planning and showed possible financial gains.

1. INTRODUÇÃO

A produção de petróleo no Brasil teve início na década de 50 em campos terrestres de exploração. Contudo, a produção nacional só foi impulsionada a partir da década de 70 com o início da exploração no mar. A Bacia Potiguar, localizada no estado do Rio Grande do Norte, foi o primeiro campo marítimo a ser explorado. Ela possui uma reserva total comprovada de 98,9 milhões de barris de petróleo e de 4,86 milhões de m³ de gás natural (ANP, 2015).

Para que a exploração em mar se realize, faz-se necessário utilizar plataformas de produção que ficam estacionadas sobre os campos marítimos de petróleo. Para o funcionamento dessas plataformas, elas demandam diversos insumos. Dentre eles, existem dois tipos: 1) carga de convés (equipamentos, materiais diversos, alimentação, entre outros) que é armazenada no convés

do barco e 2) carga a granel (cimento, água, diesel dentre outros) que é armazenada no porão do barco. Na empresa estudada, um único barco não realiza o transporte simultâneo de carga de convés e de carga a granel. No entanto, outras empresas podem optar por realizar o transporte de graneis no porão e carga geral no convés de forma simultânea. Esse artigo considera o planejamento do transporte da carga de convés para as plataformas. Para o transporte da carga de convés para as plataformas são utilizados barcos especializados chamados de *Platform Supply Vessel* (PSV).

Após realizar uma pesquisa nas empresas de afretamento de PSV da Região Nordeste do Brasil para levantar os custos médios de afretamento dos PSV, pôde-se perceber que os valores são significativos, chegando a US\$ 35.000,00 por dia. Desta forma, faz necessário um planejamento criterioso visando reduzir a quantidade de PSV e os percursos navegados por eles o que pode levar a uma redução do custo de transporte. As plataformas também necessitam transportar cargas diversas, equipamentos, resíduos, para o porto. Estas cargas são conhecidas como *backload*. Para absorver estas cargas no planejamento da rota dos barcos, considerou-se a área de convés reduzida em 20% a fim de liberar uma área para o que tenha que ser carregado de *backload*.

Na Bacia Potiguar estão em operação 20 plataformas de produção localizadas próximo à costa, a menos de duas horas de navegação de barco.

Dessa forma, os PSV saem do porto, atendem várias plataformas e retornam para o porto em um turno de trabalho da tripulação que é de 8 horas. Os PSV iniciam suas viagens para atender as plataformas no Porto de Guamaré, localizado no estado do Rio Grande do Norte. A empresa realiza o planejamento de rotas a cada dois meses de forma empírica e manual. Para realizar esse planejamento, os gestores das plataformas devem informar quantas vezes em uma semana elas necessitam ser abastecidas, definindo assim uma frequência semanal de visitas. É informado, para cada visita, a estimativa de insumos que se pretende receber e, então, a área de planejamento da empresa define para cada PSV uma rota para cada dia da semana e, durante os dois meses de planejamento essas rotas são repetidas todas as semanas. Esse artigo propõe um modelo matemático baseado no Problema de Roteamento de Veículos Periódico (PRVP) para definir a frota necessária e elaborar um plano semanal das viagens diárias que devem ser realizadas pelos barcos para transporte de carga às plataformas *offshore*.

Apesar da importância da Bacia Potiguar para a produção de petróleo no Brasil, conforme citado anteriormente, não foi encontrado após a revisão bibliográfica nenhum artigo que a estudasse e propusesse solução considerando suas características operacionais. Diferentemente da Bacia de Campos, no Brasil também, onde as plataformas estão muito distantes da costa, as plataformas na Bacia Potiguar estão muito próximas da costa e os barcos e apoio podem realizar viagens de menos de um dia para atender a mais de uma plataforma.

Dessa forma, na Bacia de Campos, em função da distância entre o porto e a costa, usualmente as rotas são planejadas para mais de um dia e as técnicas usualmente empregadas são modelos de roteamento tradicionais que consideram as várias viagens de cada barco. Já na Bacia Potiguar, pela proximidade das plataformas ao porto, o planejamento das rotas é realizado para os sete dias da semana, considerando que esse plano semanal vai se repetir todas as semanas até que um novo planejamento seja realizado em função de mudanças significativas na estrutura de exploração ocorra, i.e., novas plataformas entrem em operação, dentre outras.

O trabalho publicado na literatura que mais se aproxima do problema tratado nesse artigo é

o artigo de Shyshou *et al.* (2012) q. Eles estudaram a empresa Statoil, na Noruega, e consideraram visitas periódicas às plataformas. No entanto, a formulação matemática proposta por eles é baseada no problema *Set Covering* e não contempla no próprio modelo questões como capacidade dos barcos e tempo de viagem, sendo essas questões tratadas como pré-processamento. Eles também não elaboraram por meio do seu modelo matemático a rota de cada barco. Já o modelo matemático proposto no presente artigo é baseado no Problema de Roteirização de Veículos Periódico (PRVP), o que ainda não foi proposto na literatura, onde as rotas são efetivamente planejadas e as restrições de capacidade máxima dos barcos são verificadas por meio de restrições. Assim sendo, esse artigo apresenta essa abordagem baseada no PRVP para atender as características operacionais do planejamento dos barcos de apoio na Bacia Potiguar criando um plano semanal de viagens que será repetido todas as semanas, definindo a melhor frota de barcos para isso e as viagens que cada barco deve realizar cada dia.

A validação do modelo matemático proposto foi realizada a partir da construção de 18 instâncias de testes com dados reais da Bacia Potiguar e da avaliação da qualidade da solução encontrada. Os resultados alcançados com o modelo matemático apresentam possíveis reduções dos custos de transporte quando comparados com os fornecidos pelo setor de planejamento da empresa. Utilizou-se o *solver* CPLEX 12.6 para executar o modelo.

O artigo é organizado como segue: Na Seção 2 são apresentados o Problema de Roteamento de Veículos Periódico (PRVP) e uma revisão bibliográfica sobre o tema e sobre o transporte para apoio a plataformas de petróleo. O modelo matemático proposto é descrito na Seção 3. O levantamento de dados e a criação das Instâncias de teste são descritos na Seção 4. Na Seção 5, são apresentados os resultados e suas análise e na Seção 6, têm-se as conclusões do artigo e propostas de trabalhos futuros.

2. PROBLEMA DE ROTEAMENTO DE VEÍCULOS PERIÓDICOS (PRVP)

Nessa seção serão apresentadas as informações sobre o Problema de Roteirização de Veículos Periódico (PRVP) e uma revisão bibliográfica sobre os problemas de transporte para apoio a plataformas *offshore* de petróleo.

O Problema de Roteirização de Veículos Capacitados (CPRV) é um problema no qual cada veículo de uma frota sai de um único depósito e faz uma única rota para atender um ou mais clientes, respeitando certas restrições, tais como, tempo máximo de navegação ou capacidade de carga do veículo. O Problema de Roteirização de Veículos Periódico (PRVP) é uma classe do CPRV na qual é estabelecido um horizonte de planejamento e dentro deste horizonte, são definidos períodos. Por exemplo, o horizonte de planejamento pode ser uma semana e os períodos podem ser dias.

No PVRP, os clientes solicitam uma frequência de visitas no horizonte de planejamento, por exemplo, um horizonte de planejamento igual a uma semana, pode se ter uma frequência igual a 3 vezes por semana, podendo ainda especificar quais os dias da semana que ele pretende ser visitado ou as opções de dias da semana que ele aceita ser visitado, por exemplo, segunda-feira e quarta-feira ou terça-feira e quinta-feira. Com base nisso, o PVRP elabora para cada veículo uma rota para cada período considerado, no caso 7 dias, ou 7 rotas. Todos os clientes devem ser atendidos na totalidade de visitas solicitadas no horizonte de planejamento. O principal objetivo do PRVP é a redução da quantidade de veículos utilizados ao longo do horizonte de planejamento e, também, a redução do total de quilômetros percorridos pela frota (Francis *et al.*, 2008).

O PRVP se coloca como um problema sujeito a três tomadas de decisões que devem ocorrer conjuntamente. A primeira consiste em selecionar uma combinação de dias de visita para cada cliente conforme sua solicitação, a segunda é atribuir um conjunto de clientes a serem visitados por cada veículo em cada período e a terceira é definir uma rota para cada veículo em cada período do horizonte de planejamento.

O PRVP tem por objetivo final gerar um plano de rotas que atenda todas as demandas de visitas de todos os clientes com um custo operacional mínimo. Vale ressaltar que, caso não exista uma combinação de dias de visita que atenda a necessidade de visita de um cliente, não existirá solução viável para o problema. Caso todos os clientes tenham uma única opção de frequência de visita, o PRVP pode ser decomposto em vários CPRV para cada período (Francis *et al.*, 2006).

Beltrami e Bodin (1974) propuseram uma heurística para o PRVP aplicado ao problema de coleta de lixo da cidade de Nova Iorque. No entanto, não propuseram uma formulação matemática para o PRVP. Russel e Igo (1979) propuseram o *Assignment Routing Problem* similar ao PRVP e desenvolveram uma heurística para o problema. Christofides e Beasley (1984) apresentaram a primeira formulação matemática para o PRVP e criaram uma heurística.

As principais variantes do PRVP encontradas na literatura atualmente são: 1) PRVP com Múltiplos Depósitos (PRVPMD) que consiste nas visitas periódicas aos clientes por meio de uma frota de veículos que estão vinculados a uma série de depósitos (Hadjiconstantinou e Baldacci, 1998; Vidal *et al.*, 2012); 2) PRVP com Janela de Tempo (PRVPJT) que considera que para cada período que o cliente solicita uma visita, seja estabelecida uma janela de tempo (Cordeau, Gendreau e Laporte, 1997; Liu *et al.*, 2013); 3) PRVP com Escolha de Serviço (PRVPES) que analisa a maximização da função objetivo considerando a diferença entre o lucro obtido pelo atendimento aos clientes e o custo de se realizar as rotas (Francis *et al.*, 2006); 4) PRVP do Vendedor Viajante (PRVPVV) é um caso especial do PRVP no qual se utiliza apenas um único veículo (Polacek *et al.*, 2007); 5) PRVP com Instalações Intermediárias (PRVPPI) que considera que os veículos podem descarregar em instalações intermediárias ao longo da rota (Angelelli e Speranza, 2002; Coene *et al.*, 2010; Hemmelmayr *et al.*, 2013).

O problema tratado nesse presente artigo é resolvido por meio de um modelo matemático baseado no PVRP original, sem variantes, considerando que cada plataforma faz seu planejamento de atendimentos semanal, número de visitas semanais (frequência), e qual conjunto de dias elas desejam ser visitadas, i.e., se a frequência é três, então poderiam ser dois possíveis conjuntos: {domingo, terça e sexta} ou {segunda, quarta e sábado}. Com base no número de barcos disponível para serem afretados, espera-se afretar o mínimo de barcos possíveis atendendo à frequência de todas as plataformas e reduzindo o total navegado pelos barcos.

A seguir, apresenta-se a revisão bibliográfica sobre os artigos que pesquisaram sobre o transporte de materiais para atendimento à demanda das plataformas de petróleo. Brejon e Brinatti (1998) resolveram o problema de planejamento das rotas das embarcações por meio do Problema de Roteamento e Programação de Veículos com Restrição de Janela de Tempo (PRPVRJT) tendo como objetivo principal a análise do perfil de frota que gerava o melhor desempenho. Fagerholt e Lindstad (2000) estudaram um problema da empresa Statoil, tendo como objetivo a determinação da política ótima de programação de navios de suprimento que atendem sete plataformas no Mar da Noruega. Os autores trataram o problema como um *Multitrip Vehicle Routing Problem* (MVRP).

Aas *et al.* (2007) consideraram um problema de roteamento de embarcações de suprimento que atendem plataformas na Noruega e propuseram um modelo de Programação Linear Inteira Mista (PLIM) que contém restrições relativas aos requisitos da capacidade de armazenamento na plataforma e a possibilidade de realizar de coleta e de entrega. O modelo foi testado em instâncias com dados da empresa Statoil. Gribkovskaia, Laporte e Shlopack (2008) formularam um modelo matemático denominado *Single Vehicle Pickup and Delivery Problem with Capacitated Customers* (SVPDPCC) que considera a coleta de carga das plataformas e a capacidade limitada de armazenagem na plataforma. O problema foi definido como sendo *One-to-Many-to-One* (1-M-1), porque todas as entregas se originam no depósito, e todas as coletas são enviadas para o depósito.

Almeida *et al.* (2009) propuseram um Algoritmo Genético para planejar as rotas das embarcações com o objetivo de maximizar o nível de serviço, representado pelo percentual de cargas entregues no prazo e minimizar os custos envolvidos. Lopes (2011) resolveu o problema de roteamento de embarcações para a Petrobras, tratando-o como um *Heterogeneous Fleet Vehicle Routing Problem* (HVRP). O autor não considerou em seu escopo janela de tempo, multi-produtos e coleta e entrega. Panamarenka (2011) propôs uma meta-heurística *Large Neighbourhood Search* (LNS) a fim de minimizar as emissões de combustíveis. Ele admitiu que a velocidade entre dois nós da rede pode variar impactando o consumo de combustível. A forma de calcular os custos de consumo de combustível totais é a principal contribuição do artigo.

Halvorsen-Weare e Fagerholt (2011) analisaram as incertezas durante as viagens das embarcações, propondo um modelo robusto para planejamento das rotas das embarcações e analisaram diferentes abordagens para criar programações robustas. Eles propuseram um método de solução que combina otimização e simulação. Hentzy *et al.* (2012) propuseram um modelo de PLIM para programar e elaborar rotas para embarcações com o objetivo de minimizar a distância percorrida. Vianna *et al.* (2012) propuseram três heurísticas baseadas nas meta-heurísticas GRASP, VNS e *Iterated Local Search* (ILS) para programar e elaborar rotas para embarcações. Vaquero *et al.* (2012) descreveram o processo de modelagem de planejamento e programação de operações de navios em plataformas de petróleo e portos usando uma abordagem *Artificial Intelligence Planning & Scheduling* (AI P&S), com foco no transporte e entrega de cargas, considerando uma série de restrições e elementos com base em um problema real da Petrobras.

Halvorsen-Weare *et al.* (2012) analisaram o problema da empresa Statoil que consiste em determinar a composição da frota ótima de embarcações de apoio *offshore*, suas rotas semanais correspondentes e programações a partir de um porto. Eles consideraram que o porto e as instalações *offshore* devem ter horário de abertura durante o qual se pode descarregar e carregar as embarcações. Os autores apresentaram um método de solução que possui duas fases. Na primeira fase, todas as viagens candidatas em que as embarcações de suprimento podem navegar são geradas e depois, para cada subconjunto, resolve-se o TSP com múltiplas janelas de tempo. Na segunda, a composição da frota e em quais viagens cada embarcação pode navegar são decididas.

Shyshou *et al.* (2012) propuseram uma *Large Neighbourhood Search Heuristic* (LNS) para o problema da Statoil de planejamento periódico de navio de suprimento visando determinar a composição da frota e a programação do navio. A meta-heurística foi testada no conjunto de 22 instâncias utilizadas por Halvorsen-Weare *et al.* (2012). Norlund e Gribkovskaia (2013) estudaram para a Statoil uma forma de otimizar a velocidade de embarcações a fim de reduzir

a emissão de combustíveis. As autoras incorporaram a otimização de velocidade no algoritmo de planejamento das embarcações de Halvorsen-Weare *et al.* (2012).

Friedberg e Uglane (2013) propuseram um modelo de otimização para criar uma ferramenta de planejamento operacional para a Petrobras na Bacia de Campos utilizando o porto de Macaé. Os autores propuseram o problema *Platform Supply Vessel Routing and Scheduling Problem with Refueling Tankers* (PSVRSP-RT). Sopot e Gribkovskaia (2014) trataram o problema de roteamento de uma embarcação com coleta e entrega com múltiplas cargas e serviços não simultâneos. O objetivo é encontrar a rota viável de menor custo satisfazendo as restrições de capacidade do navio para todos os tipos de carga. Arpini e Rosa (2015) propuseram um modelo matemático baseado no *Vehicle Routing Problem with Two-Dimensional Loading Constraints* (2L-CVRP) que considera a arrumação da carga no convés e o equilíbrio náutico dessas cargas no barco saindo do porto. O modelo foi aplicado ao problema de elaboração de rotas com arrumação das cargas nos barcos de apoio da Petrobras operando na Bacia de Campos. Pinto et al. (2018) propuseram um modelo similar ao modelo de Arpini e Rosa (2015), no entanto, no modelo por eles proposto, é considerada a rotação das cargas no plano horizontal. Além disso, eles propuseram uma meta-heurística *Simulated Annealing* para resolver o novo modelo proposto.

3. MODELO MATEMÁTICO PROPOSTO

Conforme visto na introdução, a empresa realiza o planejamento de rotas dos PSV a cada dois meses. Os gestores das plataformas informam quantas vezes em uma semana elas necessitam ser abastecidas, definindo assim uma frequência semanal de visitas. Para cada visita, é informada a estimativa de carga que se pretende receber. Então, pode-se definir uma rota para cada dia da semana e durante os dois meses de planejamento essas rotas são repetidas todas as semanas.

Com base nestas informações, este artigo propõe um modelo matemático baseado no Problema de Roteirização Periódica (PRVP) admitindo uma frota heterogênea, pois a empresa utiliza três tipos de PSV-diferentes. O objetivo do modelo matemático é a redução do custo de transporte calculado como sendo o custo de afretamento de cada PSV utilizado mais o custo de navegação por quilômetro de cada PSV multiplicado pela quantidade de quilômetros navegados pelo mesmo PSV.

Considerando np o número de plataformas, nk o número de PSV, nc o número de combinações possíveis de dia e nt o número de dias no horizonte de planejamento, definem-se a seguir os conjuntos utilizados no modelo matemático.

- P : Conjunto das plataformas;
- N : Conjunto auxiliar para lógica do modelo, sendo $N = \{C \cup \{0\} \cup \{np + 1\}\}$, onde o nó 0 representa o porto e o nó $np + 1$ representa o porto virtual;
- $P0$: Conjunto auxiliar para lógica do modelo, sendo $N = \{C \cup \{0\}\}$;
- $P1$: Conjunto auxiliar para lógica do modelo, sendo $N = \{C \cup \{np + 1\}\}$;
- K : Conjunto dos PSV;
- T : Conjunto de dias do horizonte de planejamento, variando de 1 a nt ;
- C : Conjunto de combinações possíveis de visitas, variando de 1 a nc .

Para melhor esclarecimento dos conjuntos T e C , apresenta-se o exemplo a seguir. Para um horizonte de planejamento de 5 dias, tem-se $T = \{1, 2, 3, 4, 5\}$. Considerando uma frequência de 2 dias, define-se o conjunto C como sendo: $C = \{\{1,2\}, \{1,3\}, \{1,4\}, \{1,5\}, \{2,3\}, \{2,4\}, \{2,5\},$

$\{3,4\}$, $\{3,5\}$, $\{4,5\}$, considerando que o dia 1 é segunda-feira e sucessivamente até o dia 5, sexta-feira, pode-se entender o conjunto C como sendo: $C = \{\{2^a e 3^a\}, \{2^a e 4^a\}, \{2^a e 5^a\}, \{2^a e 6^a\}, \{3^a e 4^a\}, \{3^a e 5^a\}, \{3^a e 6^a\}, \{4^a e 5^a\}, \{4^a e 6^a\}, \{5^a e 6^a\}\}$. Caso seja considerado uma frequência de 3 dias, então, o conjunto C é definido como $C = \{\{2^a e 3^a e 4^a\}, \{2^a e 3^a e 5^a\}, \{2^a e 3^a e 6^a\}, \{2^a e 4^a e 5^a\}, \{2^a e 4^a e 6^a\}, \{2^a e 5^a e 6^a\}, \{3^a e 4^a e 5^a\}, \{3^a e 4^a e 6^a\}, \{3^a e 5^a e 6^a\}, \{4^a e 5^a e 6^a\}\}$

A programação é feita de acordo com a combinação de dias dentro do período de planejamento que a plataforma quer ser atendida. Para isso utiliza-se o parâmetro a_{irl} que define se um dia $l \in T$ pertence à combinação de visita possível $c \in C$ da plataforma $i \in N$. Se o dia $l \in T$ aparece na combinação de visitas $c \in C$ da plataforma $i \in N$, então o parâmetro a_{irl} assume o valor 1 e caso contrário, assume o valor 0. No exemplo anterior, para a plataforma com frequência de atendimento de dois dias, o parâmetro a_{ir1} para o dia 1, segunda-feira, pode ser definido como sendo $c_{ir1} = [0 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$, ou seja, ela aceita ser atendida na seguinte combinação de dias: $\{2^a e 4^a\}$ e $\{2^a e 6^a\}$.

Durante cada dia $l \in T$, cada PSV, $k \in K$, viaja ao longo de uma rota e atende a um conjunto de plataformas, sendo que cada rota começa no nó $i = 0$ e termina no nó $i = np + 1$, respeitando a capacidade do PSV e o tempo máximo de navegação. Com as explicações anteriores, apresentam-se a seguir os parâmetros, as variáveis de decisão, a função objetivo e as restrições do modelo matemático proposto.

Parâmetros

- δ_{ij} : Distância da plataforma i à plataforma j , $i, j \in N$;
- t_{ij} : Tempo para percorrer o arco (i, j) , $i, j \in N$;
- d_i : Demanda de entrega de cada plataforma $i \in C$;
- c_{irl} : Define que um dia $l \in T$ pertence à combinação de dia de visita $r \in R$ da plataforma $i \in C$. Assume valor 1 se o dia l pertence à combinação de dia de visita r da plataforma i e 0, caso contrário;
- a_k : Capacidade de carga do PSV k em área, metro quadrado;
- tm : Tempo máximo de duração da rota do PSV. Considerado igual para todos os PSV da frota;
- cv_k : Custo do quilômetro navegado do PSV k ;
- cf_k : Custo de afretamento por semana do PSV k ;
- to : Tempo das operações de aproximação e descarregamento do PSV em uma plataforma, sendo considerado igual para todas as plataformas;
- M : Parâmetro positivo de valor muito grande usado para a lógica do modelo. Adotado o valor de 9999,9;
- m : Parâmetro positivo de valor muito pequeno usado para a lógica do modelo. Adotado o valor de 0,001.

Variáveis de decisão

- x_{ijkl} : Variável binária que assume valor 1 se o PSV k percorre o arco (i, j) no dia l , e 0 caso contrário;
- s_{ir} : Variável binária que assume valor 1 se a combinação de dias de visita r é designada a plataforma i , e 0 caso contrário;
- u_k : Variável binária que assume valor 1 se o PSV k é utilizado no horizonte de planejamento em pelo menos um dia l ou mais e 0, caso contrário;
- tc_{ikl} : Representa a quantidade de carga no PSV k , no dia l , acumulada desde sua partida do porto até o nó i , $i \in N$.

Função Objetivo

Minimizar

$$\sum_{k \in K} cv_k \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \delta_{ij} \sum_{l \in T} x_{ijkl} + \sum_{k \in K} cf_k u_k \quad (1)$$

Sujeito a:

$$\sum_{r \in C} s_{ir} = 1 \quad \forall i \in P \quad (2)$$

$$\sum_{j \in N} \sum_{k \in K} x_{ijkl} - \sum_{r \in C} c_{irl} s_{ir} = 0 \quad \forall i \in P, l \in T \quad \forall i \in C, l \in T \quad (3)$$

$$\sum_{i \in C} d_i \sum_{j \in N} x_{ijkl} \leq a_{ir} \quad \forall k \in K, l \in T \quad (4)$$

$$\sum_{i \in N} \sum_{j \in N} (t_{ij} + t_0) x_{ijkl} \leq tm \quad \forall k \in K, l \in T \quad (5)$$

$$\sum_{j \in C} x_{0jkl} \leq 1 \quad \forall k \in K, l \in T \quad (6)$$

$$\sum_{i \in C_0} x_{i(np+1)kl} \leq 1 \quad \forall k \in K, l \in T \quad (7)$$

$$\sum_{i \in C_0} x_{ihkl} - \sum_{j \in C_1} x_{hjkl} = 0 \quad \forall h \in C, k \in K, l \in T \quad (8)$$

$$\sum_{j \in C} \sum_{l \in T} x_{0jkl} \geq m u_k \quad \forall k \in K \quad (9)$$

$$\sum_{j \in C} \sum_{l \in T} x_{0jkl} \leq M u_k \quad \forall k \in K \quad (10)$$

$$tc_{jkl} \geq tc_{ikl} + d_i x_{ijkl} - M(1 - x_{ijkl}) \quad \forall i \in C_0, j \in C_1, k \in K, l \in T \quad (11)$$

$$tc_{ikl} \leq a_k \quad \forall i \in N, k \in K, l \in T \quad (12)$$

$$tc_{0kl} = 0 \quad \forall k \in K, l \in T \quad (13)$$

$$tc_{ikl} \in \mathbb{R}^+ \quad \forall i \in N, k \in K, l \in T \quad (14)$$

$$x_{ijkl} \in \{0,1\} \quad \forall i, j \in N, k \in K, l \in T \quad (15)$$

$$s_{ir} \in \{0,1\} \quad \forall i \in C, r \in R \quad (16)$$

$$u_{kl} \in \{0,1\} \quad \forall k \in K, l \in T \quad (17)$$

A função objetivo, Equação (1), representa o custo semanal de transporte de cargas para as plataformas, sendo composta por duas parcelas. A primeira parcela é o custo total dos quilômetros navegados e a segunda parcela é o custo total de afretamento dos PSV utilizados. A função objetivo deve ser minimizada.

As Restrições (2) garantem que cada plataforma é designada a uma única combinação de dias. As Restrições (3) garantem que cada plataforma é visitada somente nos dias correspon-

dentes à combinação de dias a ela designada. As Restrições (4) impõem que a demanda total de cada rota do PSV, em cada dia l , não exceda a capacidade a_k de um PSV. As Restrições (5) garantem que a duração de cada rota do PSV, em cada dia l , não exceda o tempo máximo de navegação do PSV.

As Restrições (6) garantem que cada PSV realize no máximo uma viagem por dia. As Restrições (7) garantem que todos os PSV terminem sua viagem no terminal portuário. As Restrições (8) representam as restrições de fluxo em redes, que exigem que cada PSV k deixe a plataforma h , se, e somente se, ele entrar nessa plataforma. As Restrições (9) e (10) indicam se o PSV k foi utilizado em pelo menos um dia l ou mais (caso o PSV seja usado em um dia ou os 7 dias do horizonte de planejamento, o custo de afretamento é pago referente a toda a semana, 7 dias). A variável de decisão tc_{ikl} e as Restrições (11), (12) e (13) foram introduzidas no modelo para evitar a formação de *subrotas*. As Restrições (14), (15), (16) e (17) definem o domínio das variáveis de decisão.

4. EXPERIMENTOS COMPUTACIONAIS

Para testar o modelo matemático proposto foram utilizadas informações da empresa Petrobras, que é a operadora da Bacia Potiguar. No entanto, por questões de confidencialidade, foram utilizadas informações divulgadas publicamente pela Petrobras, pela Autoridade Portuária do Rio Grande do Norte, pela Agência Nacional de Petróleo (ANP) e em estudos de *benchmarking* do setor.

Com essas informações, foram criadas instâncias baseadas em dados reais da Petrobras sobre a Bacia Potiguar, no Rio Grande do Norte, Brasil, que tem em operação 20 plataformas de produção. O porto de origem dos PSV para atender essas 20 plataformas de produção que ficam posicionadas em uma localização georreferenciada fixa é o Porto de Guamaré localizado no estado do Rio Grande do Norte.

A Petrobras contrata de empresas de navegação três tipos de barcos para realizar o transporte das cargas para as plataformas: PSV 1500, PSV 3000 e PSV 4500. A frota utilizada pela empresa é composta de 5 PSV 1500, 2 PSV 3000 e 4 PSV 4500.

Na Bacia Potiguar, as plataformas estão localizadas próximo da costa, a menos de duas horas de viagem. Dessa forma, os PSV saem do porto atendem várias plataformas e retornam para o porto em um turno de trabalho da tripulação. Com base nas informações da Petrobras, apurou-se que o turno de trabalho é de 8 horas e, assim, foi estabelecido para as instâncias o tempo máximo de viagem de 8 horas. Deve-se considerar além do tempo de viagem, os tempos de operação e de manobra de aproximação em cada plataforma. O tempo de manobra de aproximação foi calculado como sendo a média dos tempos registrados no banco de dados da Petrobras, chegando-se ao valor médio de 90 minutos.

A partir das coordenadas geográficas obtidas do sistema de georreferenciamento utilizado pela empresa, calculou-se a distância euclidiana entre as plataformas e entre as plataformas e o Porto de Guamaré. Com base nessas distâncias, elaborou-se a matriz de distância. Com base em sites das empresas afretadores de PSV, apurou-se que a velocidade nominal média de um PSV é 14 nós. Adotou-se a velocidade nominal média, pois era a informação que foi possível se ter acesso, no entanto, sabe-se que na prática do transporte marítimo as velocidades realizadas são inferiores à velocidade nominal. Assim, dividiu-se a matriz de distancias pela velocidade apurada e obteve-se a matriz de tempo de viagem.



Figura 1. Localização das plataformas de produção *offshore* e do Porto de Guamaré. Fonte: ANP (2014).

A Petrobras forneceu alguns documentos que registram os pedidos das plataformas para transporte de cargas, ou seja, a demanda delas por cargas em cada visita. Esses documentos são conhecidos como manifestos de carga das plataformas. Com base nesses manifestos, foi possível determinar a demanda em quilos por cada solicitação de transporte feita por cada plataforma e a frequência de visitas semanais. Sabe-se pelo histórico de transporte que o fator limitante de carregamento dos PSV não é o peso e, sim, a capacidade em área de convés para acomodar a carga. Isso acontece porque a carga deve ser totalmente apoiada no piso do convés, não podendo ser empilhada por questões de segurança na navegação.

Dessa forma, limitou-se a capacidade de carga dos PSV à sua área de convés disponível. Para definir a capacidade de cada PSV em área, foram levantadas junto a Petrobras várias viagens realizadas pelos PSV e dividiu-se em cada viagem a área de convés do PSV pelo peso total da carga embarcada. Esses dados permitiram estabelecer, por meio de uma regressão linear, uma relação entre área e peso das cargas. Assim, pode-se transformar a demanda em peso por uma demanda em área. Tomando como base os PSV afretados pela empresa e sabendo que existem diversos modelos de cada tipo de PSV, levantou-se que os PSV 1, PSV 2 e PSV 3 possuem, respectivamente, uma área média de convés disponível para acomodar carga igual a 435,0 m², 680,0 m² e 945,0 m². Possuem também uma capacidade em peso de carga transportada de 750 t, 1.400 t e 2.750 t, respectivamente. A área de convés foi reduzida em 20% a fim de liberar uma área para o *backload* que eventualmente tenha que ser carregado.

O custo de transporte semanal é dividido em duas partes: o custo do quilômetro navegado e o custo de afretamento dos PSV. A partir de uma pesquisa nas empresas de afretamento da região, foram apurados os custos médios do quilômetro navegado para os três tipos de barcos PSV 1, PSV 2 e PSV 3, que são, respectivamente: US\$ 1,35/km, US\$ 1,57/km e US\$ 1,82/km. Quanto ao custo de afretamento dos PSV, foram apurados os custos médios diários de afretamento dos barcos PSV 1, PSV 2 e PSV 3, que são, respectivamente: US\$ 25.000,00, US\$ 30.000,00 e US\$ 35.000,00. O custo semanal é igual ao custo diário vezes 7.

Com base nas informações operacionais da Petrobras em relação aos anos de 2015 e 2016, foram elaboradas 12 instâncias. Para cada dois meses de cada ano, foi escolhido aleatoriamente uma semana para construir uma instância criando, então, as Instâncias 1 a 12.

Foi decidido elaborar mais duas instâncias, Instâncias 13 e 14, para testar o impacto do tempo máximo de viagem no tamanho e tipo de PSV da frota a ser utilizada. Essas duas instâncias foram baseadas nas Instâncias 7 e 9, respectivamente, que foram as instâncias com maior solicitação de carga pelas plataformas. O tempo máximo de viagem foi alterado de 8 horas para 16 horas. Com base na legislação brasileira, sabe-se que é muito difícil mudar o turno de trabalho da tripulação dos PSV, mas é importante analisar o impacto dessa mudança nos custos operacionais para decidir, em uma futura negociação trabalhista, quais decisões devem ser tomadas pela empresa.

Foram elaboradas mais quatro instâncias de teste visando analisar a capacidade do *solver* escolhido, CPLEX 12.6, para resolver otimamente instâncias de maior porte. Dessa forma, com base no plano estratégico da empresa para a Bacia Potiguar, aumentou-se o número de plataformas nas novas instâncias para 25 e 30 plataformas. Para cada uma dessas quantidades de plataformas, adotou-se o tempo de viagem máximo de 8 horas e de 16 horas. Assim, obteve-se quatro novas instâncias, Instâncias 15 a 18. A demanda nas quatro novas instâncias aumentou proporcionalmente ao número de plataformas da Instância 9, que é a instância real com maior demanda.

Todas as instâncias foram testadas utilizando a mesma frota que a Petrobras utiliza visando analisar se é possível operar com uma frota menor reduzindo os custos. A Tabela 1 mostra as características de cada instância testada, onde na coluna 1 apresenta-se a instância, na coluna 2, o número de plataformas atendidas, na coluna 3, apresenta-se a demanda semanal em m² total de todas as plataformas. As colunas 4, 5 e 6 apresentam as quantidades de cada tipo de PSV que compõem a frota e a coluna 7 apresenta o tempo máximo de viagem adotado para cada instância.

Tabela 1: Instâncias testadas

Instância	Número de plataformas	Demanda semanal (m ²)	Número de PSV			Tempo Max. de viagem (h)
			PSV 1500	PSV 3000	PSV 4500	
1	20	1,980.45	5	2	4	8
2	20	1.680,17	5	2	4	8
3	20	2.859.23	5	2	4	8
4	20	2.164,34	5	2	4	8
5	20	1,797.49	5	2	4	8
6	20	3,115,13	5	2	4	8
7	20	4,106.96	5	2	4	8
8	20	3.510.82	5	2	4	8
9	20	4.175,73	5	2	4	8
10	20	1,730.53	5	2	4	8
11	20	3.875,03	5	2	4	8
12	20	1.525,13	5	2	4	8
13	20	4,106.96	5	2	4	16
14	20	4.175,73	5	2	4	16
15	25	5.219,66	5	2	4	8
16	25	5.219,66	5	2	4	16
17	30	6,233.60	5	2	4	8
18	30	6,233.60	5	2	4	16

Nas 18 instâncias propostas (Tabela 1), deve-se ressaltar que três simplificações foram assumidas na elaboração das instâncias. Primeiramente, a taxa de frete e o custo de combustível foram considerados constantes durante o período do estudo. Esta simplificação foi possível, pois existe um contrato anual de disponibilidade de barcos entre a empresa afretadora dos barcos e a empresa petroleira, onde os custos são estabelecidos anualmente, o que permite a empresa petroleira requisitar quantos barcos ela desejar dentro de um número máximo de barcos (frota disponível), também estabelecido no contrato. A segunda simplificação, é que não foram consideradas as incertezas nos tempos de viagem advindas de ventos e ondas. Isso ocorreu, pois, a empresa afretadora dos barcos não possui registros históricos sobre a relação da velocidade dos barcos com os ventos e ondas que ocorrem durante a viagem. Por fim, a terceira simplificação diz respeito ao tratamento da incerteza nos tempos de operação de carga e descarga dos barcos nas plataformas advindas de condições meteorológicas. Essa simplificação ocorreu, pois nem a empresa petroleira, nem a empresa afretadora dos barcos têm registros históricos sobre a variação desses tempos, sendo a única informação disponível o tempo médio de operação em cada plataforma.

5. APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DE RESULTADOS

Para resolver o modelo matemático proposto, utilizou-se o *solver* CPLEX 12.6 (IBM, 2017). Definiu-se um tempo de execução máximo de 6 horas para o CPLEX. A Tabela 2 mostra os resultados alcançados pelo CPLEX para as 18 instâncias.

Na Tabela 2, a coluna 1 representa o número da instância, a coluna 2, o valor da função objetiva (FO), que representa o custo total semanal, as colunas 3 e 4 representam, respectivamente, o limite superior (*upper bound* (UB)) e o limite inferior (*lower bound* (LB)) encontrado pelo CPLEX quando ele não encontrou a solução ótima dentro do tempo de execução máximo estabelecido. A coluna 5 é o tempo de execução CPLEX em segundos para encontrar a solução. A coluna 6 mostra o gap, calculado como $gap = (UB - LB)/UB$. As últimas três colunas mostram a quantidade de PSV 1500, PSV 3000 e PSV 4500, respectivamente, que foram utilizados na solução encontrada.

Analisando a Tabela 2, o CPLEX alcançou a solução ótima para as 12 instâncias reais, Instâncias 1 a 12, assim como para as Instâncias 13 e 14. As soluções foram obtidas para as Instâncias 1 a 12 em menos de 3,92 horas, o que é um tempo aceitável para um planejamento bimestral, como é o caso do planejamento que a empresa realiza.

Para as Instâncias 15 e 16, com 25 plataformas, e para as Instâncias 17 e 18, com 30 plataformas, o CPLEX não conseguiu encontrar dentro do tempo limite de execução a solução ótima para as instâncias, apresentando gaps superiores a 42%.

A Instância 3 usou 5 PSV 1 e 1 PSV 3000, mas quando é analisada a ocupação de cada PSV, o PSV 3000 tem uma taxa de ocupação mais baixa, cerca de 38%, e todos os PSV 1500 possuem alta taxa de ocupação, cerca de 92%. Esta situação pode sugerir que o CPLEX escolheu o PSV 3000 porque não havia mais PSV 1500 disponível na frota e se a frota tivesse pelo menos mais um PSV 1500, talvez o CPLEX tivesse escolhido usar apenas PSV 1500, que tem custo menor que o PSV 3000. Na Instância 8 também ocorre a mesma situação explicada para o Instância 3.

Após as análises anteriores, é possível inferir que a empresa de petróleo deve usar a estratégia de fretar os PSV menores, como os PSV 1500 e PSV 3000, em vez de fretar o PSV 4500, o que pode levar a soluções com custo menores em situações onde o tempo limite de navegação é limitado a 8 horas.

Tabela 2: Resultados do CPLEX

Instância	FO (US\$)	UB (US\$)	LB (US\$)	Tempo de Exec. (s)	GAP (%)	Quantidade de PSV		
						PSV 1500	PSV 3000	PSV 4500
1	260.363.52	.	.	9.328.0	0,0	5	0	0
2	270.778.02	.	.	10.915.0	0,0	4	1	0
3	322.851.54	.	.	13.552.0	0,0	5	1	0
4	270.779.04	.	.	10.893.0	0,0	4	1	0
5	208.292.04	.	.	10.613.0	0,0	4	0	0
6	281.193.54	.	.	10.602.0	0,0	3	2	0
7	385.338.54	.	.	12.206.0	0,0	5	2	0
8	322.851.54	.	.	12.016.0	0,0	5	1	0
9	333.266.04	.	.	9.657.0	0,0	4	2	0
10	270.779.04	.	.	10.881.0	0,0	4	1	0
11	385.338.54	.	.	14.119.0	0,0	5	2	0
12	156.218.52	.	.	10.432.0	0,0	3	0	0
13	291.607.02	.	.	13.054.0	0,0	0	0	4
14	291.607.02	.	.	10.653.3	0,0	0	0	4
15	385.338.54	385.338.54	278.676.83	21.600.0	42.2	5	2	0
16	291.607.02	291.607.02	240.050.90	21.600.0	47.3	0	0	4
17	458.241.06	458.241.06	360.544.07	21.600.0	54,7	5	2	1
18	354.095.04	354.095.04	250.982.56	21.600.0	63,5	0	1	4

Quando é analisado o aumento do tempo máximo de navegação para 16 horas, Instâncias 13 e 14, pode-se observar que o CPLEX escolheu utilizar o PSV 4500, o maior PSV da frota, em vez do PSV 1500, o menor PSV da frota. Isso se explica porque quanto maior for o tempo de máximo de navegação, maior pode ser a rota, ou seja, mais plataformas podem ser atendidas e, portanto, é preferível usar um menor número de barcos maiores, PSV 4500, com alta taxa de ocupação, do que usar vários PSV menores, PSV 1500. Se o tempo for limitado, 8 horas, os PSV maiores, PSV 4500, acabam tendo uma taxa de ocupação baixa, pois não conseguem visitar muitas plataformas, e assim é necessário usar mais PSV, o que encarece a solução, não os tornando viáveis economicamente.

Apesar do CPLEX não ter encontrado a solução ótima para as Instâncias 15 a 18, a situação sobre a ocupação dos PSV anteriormente descrita foi observada ao comparar os resultados das Instâncias 15 e 16 e com os resultados das Instâncias 17 e 18. Embora o uso de PSV maiores seja mais econômico quando se considera rotas de maior duração, vale ressaltar que no Brasil é muito difícil alterar a lei (Consolidação das Leis Trabalhistas (CLT)) para o estabelecimento de diferentes turnos de trabalho da tripulação, tornando essa mudança quase impossível de ser implementada pela empresa petrolífera.

Conforme mencionado na Seção 4, devido à confidencialidade dos dados da empresa, não foi possível fazer uma comparação dos resultados financeiros do CPLEX com os resultados do planejamento da empresa. Os manifestos de carga fornecidos pela empresa não informam exatamente a sequência de atendimento às plataformas e, portanto, não foi possível apurar qual a distância total navegada pelos PSV.

Assim sendo, só foi possível comparar a quantidade utilizada de PSV na solução encontrada

pelo CPLEX e nas rotas planejadas pela empresa. Sabe-se pela empresa que os PSV são afretados por bimestre e, assim, para se fazer uma comparação de custos, tomou-se o custo médio de frete por dia de cada tipo de PSV, conforme apresentado na Seção 4, e, multiplicou o valor do afretamento diário vezes 30, um mês, e vezes 2, um bimestre. A solução obtida pela empresa foi denominada Caso Real. Decidiu-se utilizar as Instâncias 1, 2, 9 e 10 para testar os potenciais ganhos que o CPLEX pode trazer em relação ao Caso Real.

Esses resultados e comparações podem ser vistos na Tabela 3 onde a coluna 1 representa o número da instância. As colunas 2 a 5 são, respectivamente, a quantidade de PSV por tipo, e o custo total bimestral para afretamento de todos os PSV usados na solução encontrada pelo CPLEX. As colunas 6 a 9 apresentam a mesma informação das colunas 2 a 5, só que para o Caso Real. As colunas 10 a 13 apresentam a mesma informação das colunas 2 a 5, só que representam a diferença entre o resultado do CPLEX e o resultado do Caso Real.

As soluções encontradas pelo CPLEX levaram a uma redução no custo total de transporte para as quatro instâncias analisadas, embora utilizasse mais PSV de menor tamanho para realizar o transporte para as plataformas. Quando se analisa as soluções do CPLEX, pode-se observar que a taxa de ocupação dos PSV alcançada é, em média, cerca de 89% e, no Caso Real, é, em média, cerca de 53%.

Tabela 3: Comparação entre a quantidade de PSV encontrada pelo CPLEX e pelo Caso Real

Instância	CPLEX				Caso Real				Diferença			
	Número de PSV			Custo PSV (US\$)	Número de PSV			Custo PSV (US\$)	CPLEX - Caso Real			
	PSV 1500	PSV 3000	PSV 4500		PSV 1500	PSV 3000	PSV 4500		PSV 1500	PSV 3000	PSV 4500	
1	5	0	0	7.500.000,0	0	1	3	8.100.000,0	5	-1	-3	-600.000,0
2	4	1	0	7.800.000,0	0	1	3	8.100.000,0	4	0	-3	-300.000,0
9	4	2	0	9.600.000,0	0	2	4	12.000.000,0	4	0	-4	-2.400.000,0
10	4	1	0	7.800.000,0	0	1	3	8.100.000,0	4	0	-3	-300.000,0

Os técnicos do setor de logística da empresa tendem a usar o maior PSV, PSV 4500, em vez dos menores, o PSV 1500. Esse viés, como demonstrado pelos resultados do CPLEX, não traz os melhores resultados para a empresa. Resultados do CPLEX mostram que operando com um tempo limitado a 8 horas, por imposições legais da tripulação, a utilização dos PSV menores pode trazer resultados mais econômicos para a empresa, ou seja, um transporte com custo menor para atender as plataformas.

A situação que justifica o uso do PSV maior, PSV 4500, é a possibilidade de permitir a tripulação de um PSV trabalhar mais de 8 horas, Instâncias 13 e 14. Essa situação, como foi mostrado na Seção 4, é muito difícil de ser implantada no Brasil devido as leis trabalhistas.

Com base nos resultados apresentados anteriormente, pode-se afirmar que o modelo matemático proposto foi capaz de realizar o plano semanal para dois meses seguintes, definindo a rota necessária, quantidade e tipo de PSV, e as rotas a serem realizadas. Por fim, as rotas planejadas pelo CPLEX podem trazer reduções de custo caso sejam implantadas quando comparadas com as soluções que a empresa elabora manualmente.

6. CONCLUSÕES

Esse artigo tratou de um problema real que ocorre na Bacia Potiguar, Rio Grande do Norte, onde é explorado petróleo no mar por meio de plataformas de petróleo. A empresa petrolífera, para abastecer suas plataformas de produção, elabora um planejamento bimestral com rotas diárias que se repetem a cada semana durante os dois meses. Para isso, foi proposto um modelo matemático com base no Problema de Roteamento de Veículo Periódico com Frota Heterogênea (PVRP-HF). Assim, o modelo matemático visa minimizar o custo do transporte, ou seja, o custo do quilômetro navegado mais o custo do afretamento semanal do PSV.

O modelo matemático foi testado com dados reais das plataformas que exploram petróleo na Bacia Potiguar. Os dados foram fornecidos pela empresa de petróleo a partir de suas bases de dados. Foram definidas 12 Instâncias com dados reais, 2 Instâncias com dados reais onde variou-se o tempo máximo de navegação e 4 Instâncias com dados de teste, que foram extraídos da base de dados da empresa, e outras informações que constam no plano estratégico de expansão da empresa petrolífera.

O *solver* CPLEX 12.6 foi usado para resolver o modelo matemático proposto. O CPLEX foi capaz de encontrar a solução ótima para as 12 instâncias com dados reais com 20 plataformas, em um tempo de execução razoável para um planejamento bimestral. Para as Instâncias com 25 e 30 plataformas, instâncias de teste, o CPLEX não encontrou a solução ótima após 6 horas de execução. No entanto, o CPLEX foi capaz de encontrar soluções com *upper bound* que apresentaram gaps elevados que variaram de 42,2% a 63,5%.

Para realizar uma análise operacional, optou-se por utilizar quatro instâncias reais com informações fornecidas pela empresa petrolífera. Com essas informações, foi possível comparar a solução encontrada pelo CPLEX e o Caso Real considerando as quantidades de PSV, os tipos de PSV utilizados e o custo total bimestral para afretamento da frota. Para as quatro instâncias testadas, o CPLEX encontrou uma solução com custo menor de afretamento quando comparado com a solução da empresa. Observa-se que a quantidade de PSV foi maior na solução do CPLEX quando comparada com a solução que a empresa apresentou. Entretanto, a solução do CPLEX utilizou PSV menores que apresentam taxa de ocupação maior e custo de afretamento menor do que a solução encontrada pela empresa que utilizou PSV maiores com taxas de ocupação menores.

Na situação onde as rotas são limitadas por tempo devido as imposições legais da legislação trabalhista, a utilização de frotas compostas por PSV de tamanhos menores e médios pode ser vista como uma indicação de boa prática a ser aplicada pela empresa de petróleo.

O modelo matemático proposto se mostrou uma ferramenta adequada para o planejamento bimestral de rotas diárias que se repetem toda semana. Ele também pode ser usado pela empresa petrolífera como uma ferramenta para analisar a melhor composição da frota de PSV a ser afretada a fim de atender a demanda de suprimento das plataformas.

Sugere-se como trabalhos futuros os temas a seguir. Desenvolvimento de uma meta-heurística para o modelo matemático proposto buscando solucionar problemas com mais plataformas ou mesmo com uma frota maior e em menor tempo de execução. Realização de um estudo detalhado sobre o impacto de ondas e ventos na velocidade dos barcos, buscando elaborar equações representativas destas relações para incorporá-las ao modelo matemático proposto e na eventual meta-heurística a ser desenvolvida. Analogamente, sugere-se desenvolver um estudo

para elaborar equações que correlacionem os tempos de operação de carga e descarga dos barcos nas plataformas com as condições meteorológicas.

REFERÊNCIAS

- Aas, B., Gribkovskaia, I., Halskau Sr, Ø., & Shlopak, A. (2007). Routing of supply vessels to petroleum installations. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, v. 37, n. 2, p. 164-179. DOI: 10.1108/09600030710734866
- Almeida, M. D. (2009). Algoritmos Genéticos Aplicados a Programação de Embarcações de Apoio às Operações "Offshore". *Anais do XXI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, SOBRAPO, Bahia*.
- ANP (2015). Anuário Estatístico Brasileiro do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis. Disponível em: <http://www.anp.gov.br>. Acesso em: 14 julho 2015.
- Angelelli, E., & Speranza, M. G. (2002). The periodic vehicle routing problem with intermediate facilities. *European journal of Operational research*, v. 137, n. 2, p. 233-247.
- Arpini, B. P., ROSA, R. D. A., & Amaral, A. R. S. (2015). Planejamento da Logística de Suprimento de Plataformas Offshore por Meio de um Modelo Matemático Não Linear 2I-Cvrp Com Frota Heterogênea e Equilíbrio Náutico. *Transportes*. v.23, n. 4, p. 67-78. DOI:10.14295/transportes.v23i4.920
- Beltrami, E. J., & Bodin, L. D. (1974). Networks and vehicle routing for municipal waste collection. *Networks*, v. 4, n. 1, p. 65-94.
- Brejon, S., & Brinati, M. A. (1998). Algoritmo para resolução do problema de programação do transporte de suprimentos para unidades marítimas de exploração de petróleo. *São Paulo*.
- Christofides, N., & Beasley, J. E. (1984). The period routing problem. *Networks*, v. 14, n. 2, p. 237-256. DOI: 10.1002/net.3230140205
- Coene, S., Arnout, A., & Spieksma, F. C. (2010). On a periodic vehicle routing problem. *Journal of the Operational Research Society*, v. 61, n. 12, p. 1719-1728. DOI: 10.1057/jors.2009.154
- Cordeau, J. F., Gendreau, M., & Laporte, G. (1997). A tabu search heuristic for periodic and multi-depot vehicle routing problems. *Networks: An International Journal*, v. 30, n. 2, p. 105-119. DOI: 10.1002/(SICI)1097-0037(199709)30:2<105::AID-NET5>3.0.CO;2-G
- Fagerholt, K., & Lindstad, H. (2000). Optimal policies for maintaining a supply service in the Norwegian Sea. *Omega*, v. 28, n. 3, p. 269-275. DOI: 10.1016/S0305-0483(99)00054-7
- Francis, P. M., Smilowitz, K. R., & Tzur, M. (2008). The period vehicle routing problem and its extensions. In *The vehicle routing problem: latest advances and new challenges*. Springer, Boston, MA, p. 73-102.
- Francis, P., & Smilowitz, K. (2006). Modeling techniques for periodic vehicle routing problems. *Transportation Research Part B: Methodological*, v. 40, n. 10, p. 872-884. DOI: 10.1016/j.trb.2005.12.001
- Friedberg, D. O., & Uglane, V. T. (2013). *Routing and Scheduling of Platform Supply Vessels: Case from the Brazilian Petroleum Industry*. Dissertação de mestrado para industriell økonomi og teknologiledelse.
- Gribkovskaia, I., Laporte, G., & Shlopak, A. (2008). A tabu search heuristic for a routing problem arising in servicing of offshore oil and gas platforms. *Journal of the Operational Research Society*, v. 59, n. 11, p. 1449-1459. DOI: 10.1057/palgrave.jors.2602469
- Hadjicostantinou, E., & Baldacci, R. (1998). A multi-depot period vehicle routing problem arising in the utilities sector. *Journal of the Operational Research Society*, v. 49, n. 12, p. 1239-1248. DOI: 10.2307/3010148
- Halvorsen-Weare, E. E., & Fagerholt, K. (2011, June). Robust supply vessel planning. In *International Conference on Network Optimization*. Springer, Berlin, Heidelberg, p. 559-573. DOI: 10.1007/978-3-642-21527-8_62
- Halvorsen-Weare, E. E., Fagerholt, K., Nonås, L. M., & Asbjørnslett, B. E. (2012). Optimal fleet composition and periodic routing of offshore supply vessels. *European Journal of Operational Research*, v. 223, n. 2, p. 508-517. DOI : 10.1016/j.ejor.2012.06.017
- Hemmelmayr, V., Doerner, K. F., Hartl, R. F., & Rath, S. (2013). A heuristic solution method for node routing based solid waste collection problems. *Journal of Heuristics*, v. 19, n. 2, p. 129-156. DOI: 10.1007/s10732-011-9188-9
- Hentzy, F., Meza, E., Vianna, D., & Dianin, M. (2012). Um modelo matemático para a programação e roteirização de embarcações de apoio à exploração de petróleo offshore. *Anais do XXXII Encontro Nacional de Engenharia de Produção, ENEGEP, Rio Grande do Sul*.
- IBM, (2017), CPLEX Optimization Studio 12.6.2. Disponível em: https://www.ibm.com/developerworks/community/blogs/jfp/entry/CPLEX_Optimization_Studio_12_6_2?lang=en. Acesso em: 31 de março de 2017.
- Liu, R., Xie, X., Augusto, V., & Rodriguez, C. (2013). Heuristic algorithms for a vehicle routing problem with simultaneous delivery and pickup and time windows in home health care. *European Journal of Operational Research*, v. 230, n. 3, p. 475-486. DOI: 10.1016/j.ejor.2013.04.044
- Lopes, P. H. M. (2011). Uma Solução para o Problema de Roteamento de Embarcações de Apoio "Offshore" através da Meta-heurística RTR. Dissertação de Mestrado, COPPE, UFRJ, Rio de Janeiro.
- Norlund, E. K., & Gribkovskaia, I. (2013). Reducing emissions through speed optimization in supply vessel operations. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, v. 23, p. 105-113. DOI: 10.1016/j.trd.2013.04.007
- Panamarenka, K. (2011). Minimization of emissions in periodic supply vessel planning through speed optimization. Dissertação de Mestrado. Molde University College, Norway.

- De Luna Pinto, G., Vitorugo, L. R., de Alvarenga Rosa, R., Arpini, B. P., & Caprini, L. A. (2018). Planning the transport of loads to oil platforms considering the arrangement of the loads on the ship's deck. *Computers & Industrial Engineering*, v. 119, p. 289-300.
- Polacek, M., Doerner, K. F., Hartl, R. F., Kiechle, G., & Reimann, M. (2007). Scheduling periodic customer visits for a traveling salesperson. *European Journal of Operational Research*, v. 179, n. 3, p. 823-837. DOI: 10.1016/j.ejor.2005.03.056
- Russell, R., & Igo, W. (1979). An assignment routing problem. *Networks*, v. 9, n. 1, p. 1-17. DOI: 10.1002/net.3230090102
- Shyshou, A., Gribkovskaia, I., Laporte, G., & Fagerholt, K. (2012). A large neighbourhood search heuristic for a periodic supply vessel planning problem arising in offshore oil and gas operations. *INFOR: Information Systems and Operational Research*, v. 50, n. 4, p. 195-204. DOI: 10.3138/infor.50.4.195
- Sopot, E., & Gribkovskaia, I. (2014). Routing of supply vessels to with deliveries and pickups of multiple commodities. *Procedia Computer Science*, v. 31, p. 910-917. DOI: 10.1016/j.procs.2014.05.343
- Vaquero, T. S., Costa, G., Tonidandel, F., Igreja, H., Silva, J. R., & Beck, C. (2012). Planning and scheduling ship operations on petroleum ports and platforms. In *Proceedings of the Scheduling and Planning Applications Workshop*, p. 8-16.
- Vianna, D. S., Meza, E. B. M., Hentzy, F. C., Martins, C. B., & Medeiros, A. D. (2012). Heurísticas Baseadas em Busca Local para a Programação e Roteirização de Embarcações de Apoio à Exploração de Petróleo OffShore, Analisando Múltiplas Estruturas de Vizinhança. *Anais do XLIV SOBRAPO, Rio de Janeiro*.
- Vidal, T., Crainic, T. G., Gendreau, M., Lahrichi, N., & Rei, W. (2012). A hybrid genetic algorithm for multidepot and periodic vehicle routing problems. *Operations Research*, v. 60, n. 3, p. 611-624. DOI: 10.1287/opre.1120.1048