

UM ALNS PARA O PROBLEMA DE ROTEAMENTO DE SONDAS DE INTERVENÇÃO BI-OBJETIVO

Dayan de Castro Bissoli

Universidade Federal do Espírito Santo
Rodovia BR101 Norte, Km 60 - Litorâneo - São Mateus/ES - Brasil - CEP: 29932-540
dayanbissoli@gmail.com

Bruno Salezze Vieira

Universidade Federal do Espírito Santo
Rodovia BR101 Norte, Km 60 - Litorâneo - São Mateus/ES - Brasil - CEP: 29932-540
brunosalezze@gmail.com

Gisele de Lorena Diniz Chaves

Universidade Federal do Espírito Santo
Rodovia BR101 Norte, Km 60 - Litorâneo - São Mateus/ES - Brasil - CEP: 29932-540
giselechaves@ceunes.ufes.br

Glaydston Mattos Ribeiro

Universidade Federal do Rio de Janeiro
Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa em Engenharia - COPPE / UFRJ
Av. Horácio Macedo, 2030, Bloco H - Cidade Universitária - Rio de Janeiro/RJ - Brasil - CEP: 21941-914
glaydston@pet.coppe.ufrj.br

RESUMO

O Problema de Roteamento de Sondas de Intervenção (PRSI) busca definir rotas de atendimento para que sondas de intervenção realizem manutenções em poços *onshore*, entretanto, estas rotas são criadas de tal maneira que a perda de produção total seja minimizada. Quando um poço *onshore* necessita de manutenção, sua produção é reduzida e uma sonda é enviada para corrigir o problema, reestabelecendo assim a sua produção normal. Neste artigo, busca-se estudar o PRSI bi-objetivo, ou seja, que minimiza a perda de produção total dos poços e o custo com aluguel das sondas. Dada à complexidade do problema, a metaheurística *Adaptive Large Neighborhood Search* foi implementada e resultados computacionais foram obtidos considerando instâncias propostas na literatura. Os resultados dessa pesquisa fornecem apoio à tomada de decisão para avaliar quando é viável investir na contratação de mais sondas, ou reduzir a frota, levando em consideração o confronto de seu custo e o custo da perda de produção dos poços que necessitam de atendimento.

PALAVRAS CHAVE. Sondas de Intervenção. *Adaptive Large Neighborhood Search*. Otimização Multi-objetivo.

Área Principal (PO na Área de Energia, PO na Área de Petróleo & Gás, Metaheurísticas)

ABSTRACT

The Workover Rig Routing Problem (WRRP) aims to find routes for workover rigs which perform maintenances in onshore oil wells, however, these routes are designed in such way that the production losses are minimized. When a well requests maintenance, its production

is reduced and a rig is sent to fix the problem, restoring its regular production. In this paper we study the WRRP bi-objective which minimizes the total production loss and the rental costs of rigs. Given the complexity of the problem, we implemented an Adaptive Large Neighborhood Search metaheuristic for this problem which was tested considering instances proposed in the literature. The computational results of this research provide a decision-making support to evaluate when it is better to rent more rigs or reduce the fleet, taking into account the tradeoff between total production loss and the rental of rigs.

KEYWORDS. Workover Rigs. Adaptive Large Neighborhood Search. Multi-objective Optimization.

Main area (OR in Energy, OR in Oil & Gas, Metaheuristics)

1. Introdução

A exploração de petróleo e gás do subsolo, seja em terra ou mar, é uma atividade de elevado custo, pois requer mão de obra especializada, alta tecnologia e equipamentos sofisticados. De acordo com Thomas (2001), ao longo da vida produtiva dos poços, geralmente são necessárias intervenções designadas genericamente de *workover*, com o objetivo de manter a produção ou eventualmente melhorar a sua produtividade. Quando há necessidade de intervenções com sonda, estas geralmente visam corrigir falhas mecânicas na coluna de produção ou revestimento, restrições que causam redução de produtividade, excesso de gás ou água e produção de areia. As intervenções de *workover* costumam ser classificadas como: avaliação, recompletação, restauração, limpeza, estimulação e mudança no método de elevação e abandono (Thomas, 2001).

Aloise *et al.* (2006) afirmam que sondas de *workover* (intervenção) são unidades móveis que se deslocam a uma baixa velocidade (cerca de 12 mph). Devido aos seus elevados custos de aluguel, existem relativamente poucas sondas de intervenção em comparação com o número de poços necessitando atendimento e, por isso, deve-se estabelecer uma associação entre poços e sondas, de forma que minimize ainda mais o custo de operação. Uma vez que vários tipos de intervenção devem ser realizadas por esses equipamentos, os níveis de serviço devem ser considerados, principalmente, quando estes equipamentos são heterogêneos (Duhamel *et al.*, 2012). Dessa forma, considera-se a possibilidade de haver sondas que realizam serviços específicos, i.e., a frota pode ser heterogênea.

Portanto, dado um conjunto de poços requerendo manutenção e uma frota heterogênea de sondas distribuídas pelo campo de poços, isto é, cada sonda com uma posição inicial específica, o Problema de Roteamento de Sondas de Intervenção (PRSI) consiste em determinar rotas viáveis para as sondas de modo que a perda total de produção dos poços ao longo de um determinado período de tempo seja minimizada. Uma rota é viável para uma sonda quando sua duração, incluindo os tempos de serviço, não excede o horizonte de planejamento, e quando cada poço é atendido por no máximo uma sonda. A rota de uma sonda inicia na sua posição inicial, ou seja, onde se encontra localizada no campo de produção e termina na localização do último poço visitado (Ribeiro *et al.*, 2012b).

Problemas de roteamento, como o PRSI, normalmente possuem um único objetivo que geralmente está associado ao custo da solução. Entretanto, os objetivos nem sempre se limitam ao custo. Na verdade, muitos outros aspectos, tais como o equilíbrio da carga de trabalho das equipes envolvidas, redução da distância percorrida, redução da jornada de trabalho, entre outros, podem ser levados em conta, simplesmente por adição de novos objetivos. Nesse contexto, alguns trabalhos estudam a inclusão de novos objetivos, denominado problemas multiobjetivo (Jozefowicz *et al.*, 2008; Jozefowicz *et al.*, 2008a).

Dessa forma, é abordado nesse estudo o Problema de Roteamento de Sondas de Intervenção Bi-Objetivo (PRSIBO) que busca minimizar a perda de produção total dos poços e o

custo com aluguel das sondas, sendo estes objetivos totalmente conflitantes. A metaheurística *Adaptive Large Neighborhood Search* (ALNS) foi implementada para este problema e resultados computacionais foram obtidos considerando as instâncias propostas em Ribeiro *et al.* (2012b).

Para atender este objetivo, a Seção 2 apresenta uma revisão das abordagens de solução. A Seção 3 descreve a metaheurística ALNS implementada, seguida dos resultados computacionais apresentados na Seção 4. Por fim, as conclusões sintetizam as contribuições deste trabalho.

2. Revisão bibliográfica sobre o PRSI

O PRSI pode ser definido como um problema de gerenciamento de veículos com várias demandas conhecidas nos pontos da rede que os veículos devem percorrer. Segundo Bodin *et al.* (1983), quando as decisões são relativas à configuração espacial dos movimentos dos veículos, o gerenciamento é considerado como um problema de roteamento e esses problemas geralmente se importam com a sequência de locais que cada veículo deve visitar. O problema do caixeiro viajante e os problemas de roteamento de veículos são exemplos dessa categoria (Bodin *et al.*, 1983). Por outro lado, ao se fazer considerações no que diz respeito aos tempos e instantes em que os pontos da rede são visitados, o problema de gerenciamento pode ser classificado como “problema de *scheduling*”, ou na língua portuguesa, “problema de programação”. Na maioria dos casos práticos esses dois tipos de problemas se fundem gerando os denominados “problemas de roteamento e *scheduling*”.

Costa e Ferreira Filho (2004) destacaram que o PRSI apresentou algumas variações durante os anos para corresponder às diferentes características presentes em vários campos de petróleo. Considerando isto, é difícil apresentar uma abordagem genérica para o problema. No entanto, o PRSI pode ser dividido em dois grupos principais, considerando a literatura: *scheduling* puro e roteamento. Para o grupo de *scheduling* puro, as abordagens são realizadas para atender a todos os poços dentro de um horizonte de planejamento e com prazos para os serviços. Às vezes, esses prazos são substituídos por janelas de tempo para os serviços, como em Costa e Ferreira Filho (2004, 2005). Neste caso, considera-se que a frota de sondas é homogênea e que as distâncias entre os poços não devem ser consideradas. Para o grupo de roteamento, um horizonte de planejamento é definido utilizando uma frota homogênea ou heterogênea. Neste caso, não é obrigatório a realização de manutenção em todos os poços dentro do horizonte de planejamento. Os poços não atendidos são adiados para a próxima sessão de planejamento, juntamente com as novas manutenções a serem emitidas nos próximos períodos, ou seja, até o próximo planejamento (Costa e Ferreira Filho 2004, 2005).

Em relação ao PRSI, objeto desse estudo, Aloise *et al.* (2002) e Maia *et al.* (2002) consideraram o tempo de transporte entre os poços. Os autores utilizaram a distância entre todos os poços para calcular o tempo, as perdas de produção e os diferentes tipos de sondas. Uma formulação matemática é apresentada e diferentes heurísticas são propostas como GRASP, Colônia de Formigas, Busca Tabu e Algoritmos Genéticos. Testes computacionais foram realizados com instâncias geradas aleatoriamente com até 299 poços.

Aloise *et al.* (2006) consideraram o tempo necessário para cada serviço e os tempos de deslocamento entre poços. Os autores desenvolveram uma metaheurística *Variable Neighborhood Search* (VNS) para resolver o problema. Soluções iniciais são geradas por uma heurística construtiva e nove diferentes estruturas de vizinhança foram desenvolvidas. Os autores realizaram experimentos práticos com dados da Petrobras, como em Costa e Ferreira Filho (2005), e conseguiram melhorar os resultados produzidos pelos técnicos da empresa. Neste trabalho, os autores ainda relatam que a locação de 10 sondas custa, anualmente, aproximadamente 10 milhões de dólares para a Petrobras.

Neves e Ochi (2007) resolveram o PRSI com as heurísticas GRASP, GRASP com *path-relinking*, Busca Tabu e *Iterated Local Search* (ILS). Estes autores propuseram casos com 50, 100 e 500 poços, com cinco e 10 sondas. A metaheurística ILS apresentou melhores resultados do que as outras utilizadas na comparação.

As instâncias propostas por Neves e Ochi (2007) foram utilizadas por Ribeiro *et al.* (2012a). Estes autores implementaram as metaheurísticas *Clustering Search* e ALNS para o problema. Ribeiro *et al.* (2012a) compararam os resultados encontrados com os melhores fornecidos por Neves e Ochi (2007) e mostraram que para pequenas instâncias, os três algoritmos (ILS, *Clustering Search* e ALNS) apresentam desempenho semelhante. No entanto, quando o tamanho da instância aumenta, a heurística ALNS supera as demais.

Soares *et al.* (2011) propuseram novas instâncias para o problema e também um modelo matemático bi-objetivo que é baseado no proposto por Aloise *et al.* (2006). Os autores acrescentaram o custo diário das sondas como segunda função objetivo a ser otimizada. Uma heurística construtiva foi proposta para um horizonte de planejamento de 15 dias, que considera poços não atendidos.

Nessa heurística construtiva buscou-se simular uma escolha que poderia ser feita pela equipe responsável pelo agendamento, isto é, organiza-se uma lista de priorização de poços em ordem decrescente da sua perda de produção diária, sendo atribuído cada poço ao fim da fila da sonda que tenha nível de serviço para atendê-lo, que menos afete o custo da função objetivo (Soares *et al.*, 2011).

Em relação à adição da segunda função objetivo, Soares *et al.* (2011) constataram que o preço do barril de petróleo poderia influenciar na viabilidade da exploração, considerando que dentro de um período de dois anos o valor do barril oscilou entre menos de US\$ 40,00 e mais de US\$ 140,00. Dessa forma, essa análise poderia ser útil no caso de quantificar as perdas nos poços e os custos das sondas em termos monetários a fim de minimizar o custo/prejuízo de forma integrada, avaliando quando seria menos rentável deixar poços sem atendimento ou contratar mais sondas.

Duhamel *et al.* (2012) adaptaram a formulação matemática proposta por Aloise *et al.* (2006) para considerar poços não atendidos. Em seguida, novos aperfeiçoamentos foram realizados para proporcionar novas formulações matemáticas. Eles incorporaram novas restrições e uma estratégia de redução de variáveis em uma formulação matemática que se baseia no problema de roteamento de veículos aberto e no *Team Orienteering Problem*. Os autores também propuseram uma abordagem de geração de colunas e as melhores soluções encontradas são reportadas para as instâncias analisadas.

Ribeiro *et al.* (2012b) mostraram que o tempo de atendimento dos poços tem um papel importante no processo de solução. Em seguida, com base na metodologia considerada estado-da-arte para a solução de problemas de roteamento de veículos, é proposto um algoritmo *branch-price-and-cut* (BPC). Nesse estudo, foi considerado em dado horizonte de planejamento, um conjunto de poços que solicitam serviços de manutenção e uma frota heterogênea de sondas localizadas em diferentes posições no campo de produção de petróleo. Dessa forma, o objetivo é minimizar a perda de produção, não sendo necessário o atendimento de todos os poços. Ainda neste trabalho, Ribeiro *et al.* (2012b) propuseram 80 novas instâncias, com frota heterogênea, 100 ou 200 poços, cinco ou 10 sondas e um horizonte de planejamento de 200 e 300 períodos de tempo (10 instâncias para cada possível combinação de parâmetros). Os tamanhos dos horizontes de 200 e 300 correspondem a cerca de 14 e 21 dias, respectivamente. Para instâncias com 100 poços, o BPC é muito eficiente e soluciona de forma ótima 38 dos 40 problemas. Para as instâncias com 200 poços, o BPC achou a solução ótima em 28 dos 40 casos estudados.

Dessa forma, o presente trabalho considera o modelo proposto em Ribeiro *et al.* (2012b), onde aborda-se o problema considerando além do objetivo clássico do problema, o segundo objetivo que consiste em minimizar o conjunto de sondas utilizadas. A adição desse segundo objetivo justifica-se pela possibilidade de realizar uma análise de quando compensa o investimento em mais sondas, quando considerado o benefício proporcionado por elas, ou seja, a melhora da taxa de perda de produção convertida em taxa de produção de barris de petróleo dentro do período planejado. Para solucionar o problema, foi utilizado a técnica de linearização das duas funções objetivas, ponderando-as, de modo a possibilitar a análise do *trade off* entre o custo das sondas e a melhora da perda total de produção. Dessa forma, a modelagem matemática para o PRSIBO é apresentada a seguir.

3. Modelagem matemática par ao PRSIBO

Considerando a modelagem matemática apresentada por Ribeiro *et al.* (2012b), seja K o conjunto de sondas. Sendo assim, considere a rede $G^k := (N^k, A^k)$ associada com cada sonda $k \in K$, onde N^k e A^k representam o conjunto de nós e arcos, respectivamente. O conjunto N^k possui três tipos de nós: origem, destino e tarefa. O nó de origem $o(k)$ representa a posição inicial da sonda k , enquanto o nó de destino $d(k)$ representando o fim do horizonte. Um atendimento corresponde a um serviço de manutenção a ser executado em um poço e é representado por um nó tarefa. O conjunto dos nós tarefa é denotado por W , enquanto o subconjunto dos nós-tarefas que pode ser realizado por uma sonda k é denotado $W^k \subseteq W$. Portanto, $N^k := \{o(k), d(k)\} \cup W^k$.

O conjunto A^k contém quatro tipos de arcos: vazio, início, fim e entre-tarefa. O arco vazio entre $o(k)$ e $d(k)$ representa uma rota vazia quando a sonda k não é utilizada. O arco início $(o(k), j)$ entre $o(k)$ e cada nó tarefa $j \in W^k$ representa a viagem da sonda k a partir de sua posição inicial para o poço j seguido de seu serviço. O arco fim $(i, d(k))$ entre cada nó tarefa $i \in W^k$ e $d(k)$ indica que a rota da sonda k é finalizada no poço i . Finalmente, o arco entre-tarefa (i, j) entre cada par de nós tarefas $i, j \in W^k$ representa o movimento de uma sonda k a partir de um poço i para um poço j , seguido do serviço em j . Portanto, $A^k := \{(o(k), d(k))\} \cup (o(k) \times W^k) \cup (W^k \times d(k)) \cup (W^k \times W^k)$.

O horizonte de planejamento é dividido em H períodos de tempos, enumerados de 1 a H . Com cada arco $(i, j) \in A^k$ associa-se o parâmetro não negativo t_{ij} que especifica o tempo decorrido (tempo de viagem mais tempo de serviço, se houver) no arco (i, j) . Assume-se que t_{ij} é o número de períodos de tempo não-negativo e que os parâmetros t_{ij} , $(i, j) \in A^k$ satisfazem a desigualdade triangular. Finalmente, com cada nó $i \in W^k$, define-se o parâmetro positivo l_i que indica a taxa de perda de produção por período de tempo no nó i .

O modelo de fluxo em arco com restrição de tempo baseia-se em dois tipos principais de variáveis: para cada arco $(i, j) \in A^k$, $k \in K$, define-se uma variável binária de fluxo X_{ij}^k que assume o valor 1 se o arco (i, j) é usado pela sonda k e zero, caso contrário; para cada nó $i \in W^k \cup \{o(k)\}$, $k \in K$, define-se ainda a variável de tempo $T_i^k \in [0, H]$ que indica o período de tempo que a sonda k completa o serviço no nó i , caso o serviço tenha sido realizado. Por definição, considera-se $T_i^k = 0$ se $i = o(k)$ ou se $i \in W^k$ e o poço i não é atendido pela sonda k . É importante frisar que as variáveis de tempo $T_{d(k)}^k$, $k \in K$ não são definidas nos nós-destino quando $t_{i,d(k)} = 0$ para todo $k \in K$.

As variáveis de tempo permitem determinar a perda de produção em cada poço. Dessa forma, se a sonda atende o poço i , isto é, se $T_i^k > 0$, o poço i retorna a sua capacidade total de produção no período $T_i^k + 1$, então a perda de produção para esse poço é dado por $l_i T_i^k$. Por outro lado, se o poço i não é atendido por nenhuma sonda dentro do horizonte, $T_i^k = 0$ para todo $k \in K$, a perda de produção é igual a $l_i H$.

Para facilitar a apresentação do modelo, Ribeiro *et al.* (2012b) introduziram dois tipos de variáveis auxiliares: para cada nó $i \in W^k$, $k \in K$, existe uma variável binária $X_i^k := \sum_{j:(j,i) \in A^k} X_{ji}^k$ que recebe o valor 1 se o poço i é atendido pela sonda k e 0, caso contrário; e define-se também a variável não negativa de simplificação S_i^k que é igual a perda de produção economizada no poço i se atendido pela sonda k . Desta forma, são ainda impostas as seguintes restrições sobre as variáveis de tempo:

$$0 \leq T_i^k \leq H X_i^k, \quad \forall k \in K, i \in W^k \quad (1)$$

Com isso, pode-se expressar as variáveis de simplificação da seguinte forma:

$$S_i^k := l_i (H X_i^k - T_i^k), \quad \forall k \in K, i \in W^k \quad (2)$$

Note que $S_i^k = 0$ se a sonda k não atende o poço i , sabendo que $X_i^k = 0$. Para poupar variáveis, a taxa total de perda de produção é dado por:

$$H \sum_{i \in W} l_i - \sum_{k \in K} \sum_{i \in W^k} S_i^k \quad (3)$$

onde o primeiro termo corresponde a máxima perda de produção e o segundo a melhora total de perda de produção realizada pelas sondas, que está associada ao atendimento do poço.

Utilizando a notação descrita em Ribeiro *et al.* (2012b), o PRSI é formulado como segue:

Minimizar

$$z_{Mono} = H \sum_{i \in W} \ell_i - \sum_{k \in K} \sum_{i \in W^k} S_i^k = H \sum_{i \in W} \ell_i - \sum_{k \in K} \sum_{i \in W^k} \ell_i (HX_i^k - T_i^k) \quad (4)$$

Sujeito a :

$$\sum_{k \in K} \sum_{j: (i,j) \in A^k} X_{ij}^k \leq 1, \quad \forall i \in W, \quad (5)$$

$$\sum_{j: (o(k),j) \in A^k} X_{o(k),j}^k = \sum_{i: (i,d(k)) \in A^k} X_{i,d(k)}^k = 1, \quad \forall k \in K, \quad (6)$$

$$\sum_{j: (i,j) \in A^k} X_{ij}^k - \sum_{j: (j,i) \in A^k} X_{ji}^k = 0, \quad \forall k \in K, i \in W^k, \quad (7)$$

$$X_{ij}^k (T_i^k + t_{ij} - T_j^k) \leq 0, \quad \forall k \in K, (i,j) \in A^k, j \neq d(k), \quad (8)$$

$$0 \leq T_i^k \leq HX_i^k, \quad \forall k \in K, i \in W^k, \quad (9)$$

$$T_{o(k)}^k = 0, \quad \forall k \in K, \quad (10)$$

$$X_{ij}^k \in \{0,1\}, \quad \forall k \in K, (i,j) \in A^k, \quad (11)$$

$$X_i^k = \sum_{j: (j,i) \in A^k} X_{ji}^k, \quad \forall k \in K, i \in W^k, \quad (12)$$

$$S_i^k = \ell_i (HX_i^k - T_i^k), \quad \forall k \in K, i \in W^k. \quad (13)$$

A função objetivo (4) tem como objetivo minimizar a perda de produção total durante o horizonte. As restrições (5) garantem que cada poço (nó tarefa) é atendido por no máximo uma sonda. Para cada sonda k , (6) e (7) são as restrições clássicas de fluxo em rede, considerando que a sonda parte do nó de origem $o(k)$, finalizando no nó destino $d(k)$. As restrições não-linear (8) expressam os requisitos de compatibilidade entre o fluxo de arco, variáveis de tempo e a garantia de eliminação de sub-rotas. As restrições (9) impõem a duração máxima de H para as rotas, o que também garante que as variáveis de tempo recebem o valor 0 quando o poço correspondente não é atendido pela sonda correspondente. As restrições (10) indicam o horário de início para todas as rotas. As restrições (11) impõem valores binários para as variáveis de fluxo. Finalmente, as variáveis auxiliares são definidas em (12) e (13). Elas podem facilmente ser removidas do modelo substituindo-as em (4) e (9) com suas expressões nos termos do fluxo de arco e variáveis de tempo.

A partir do modelo matemático apresentado anteriormente, é incluído uma nova função objetivo (14), que visa minimizar o conjunto K de sondas utilizadas.

Minimizar

$$\sum_{k \in K} \sum_{j: (o(k),j) \in A^k} X_{o(k),j}^k \quad (14)$$

Para solucionar o problema, as duas funções-objetivo são ponderadas com as variáveis τ_1 e τ_2 . Dessa forma, o modelo matemático bi-objetivo é assim descrito:

Minimizar

$$z_{Bi} = +\tau_1 (H \sum_{i \in W} \ell_i - \sum_{k \in K} \sum_{i \in W^k} \ell_i (HX_i^k - T_i^k)) \\ + \tau_2 \sum_{k \in K} \sum_{j: (o(k),j) \in A^k} X_{o(k),j}^k \quad (15)$$

Sujeito a: (5) – (13).

A partir do modelo apresentado, constata-se a complexidade do problema, no qual a adição de um novo objetivo ao problema clássico PRSI se torna importante para se aproximar do problema do real no contexto de operação. Na seção seguinte, aborda-se o método utilizado para solucionar o problema, e em seguida, são apresentados os resultados computacionais gerados pelo algoritmo implementado.

4. Heurística ALNS para o PRSIBO

Considerando o fato de o PRSIBO ser um problema da classe NP-difícil, é verificado em Ribeiro *et al.* (2012b) a utilização do método exato BPC, que obteve bons resultados em instâncias menores, mas que nas instâncias maiores não apresentou a solução ótima em um tempo computacional razoável. Neste contexto, somado a eficiência demonstrada em Ribeiro *et al.* (2012a), este trabalho utiliza a metaheurística ALNS para solucionar o PRSIBO, que é descrita a seguir.

Proposto por Ropke e Pisinger (2006), o ALNS é uma metaheurística consolidada na literatura, aplicada com êxito em diversos problemas de otimização combinatória, em especial em problemas de roteamento de veículos (Ribeiro e Laporte, 2012; Ropke e Pisinger, 2006). O ALNS é uma extensão da heurística LNS (*Large Neighborhood Search*) proposta por Shaw (1997) que, além de permitir utilizar múltiplos métodos para destruir e reparar uma solução como na heurística original, ainda considera uma camada adaptativa que permite pontuar e assim direcionar a preferência a um dado par de heurísticas de destruição e remoção, mais adaptadas à instância sendo resolvida.

A cada iteração, o ALNS destrói parte de uma de solução corrente s e a repara de um modo diferente gerando uma nova solução s' . Essa nova solução é aceita de acordo com um critério de aceitação definido pelo paradigma de busca aplicado em um nível superior, como os critérios de aceitação do *Simulated Annealing* (SA) no qual se s' é melhor que s , a busca continua a partir de s' , caso contrário, a busca continua a partir de s com uma dada probabilidade. Os procedimentos de destruição e reparação são selecionados de acordo com um mecanismo probabilístico adaptativo. A cada iteração, a probabilidade de selecionar um dado procedimento depende do quão bem ele se comportou no passado. Os procedimentos são na verdade heurísticas que permitem remover nós utilizados (destruição) e inserir os nós removidos de volta (reparação).

O ALNS apresenta os seguintes componentes: grande vizinhança, mecanismo de busca adaptativa, ajuste de pesos adaptativo das heurísticas de remoção e de inserção, critérios de aceitação de soluções piores durante o processo de busca, e ruído no cálculo da função objetivo para evitar que as heurísticas de remoção e inserção se tornem repetitivas.

Em grande parte dos problemas, o êxito do ALNS depende do número de nós removidos e inseridos em cada iteração. Se somente uma pequena parte da solução é destruída, então o ALNS pode não ser capaz de explorar eficientemente o espaço de busca porque o efeito da grande vizinhança foi perdido. Por outro lado, se uma grande parte da solução é destruída, então o ALNS degrada muito a solução, aumentando o tempo computacional e produz soluções de baixa qualidade (Pisinger; Ropke, 2007).

Algoritmo 1 - Adaptive Large Neighborhood Search

Construir uma solução inicial X para o problema.

$X^* \leftarrow X$

repeat

$N^- \leftarrow \text{SelecionaDestrutivo}$

$X' \leftarrow N^-(X)$

$N^+ \leftarrow \text{SelecionaConstrutivo}$

$X' \leftarrow N^+(X')$

if $\text{CritérioDeAceitacao}(X, X')$ then

$X \leftarrow X'$

if $f(X) < f(X^*)$ then

$X^* \leftarrow X$

end if

end if

Atualiza os pesos de N^+ e N^-

Atualiza temperatura

until Critério de parada seja atendido

return X^*

O ALNS (Ropke e Pisinger, 2006) é uma meta-heurística que utiliza procedimentos de destruição e reparação da solução atual de acordo com um mecanismo probabilístico adaptativo,

onde a probabilidade de selecionar um dado procedimento depende do quão bem ele se comportou no passado. Para aplicação ao PRSIBO, a implementação foi baseada em Ribeiro e Laporte (2012) e Ribeiro et. al. (2012a) e está descrita no Algoritmo 1, sendo f a função objetivo do problema definido anteriormente. A solução inicial foi obtida por meio de um método guloso.

4.1. Critério de aceitação

O critério de aceitação foi baseado no SA de Ribeiro e Laporte (2012). Caso $f(X) < f(X')$, ainda há uma probabilidade de aceitação de X' dada por $e^{(f(X)-f(X'))/temperatura}$, onde a temperatura é um parâmetro que decresce a medida que o algoritmo é executado. Nos testes realizados, foi considerado $T_{inicial} = 25000$. As funções de seleção das heurísticas de construção e remoção possuem inicialmente pesos iguais e são recalculados com base no resultado de suas aplicações. O recálculo de um peso ω_j é dado por $\omega_j \leftarrow (1 - \alpha)\omega_j + \alpha(Pontuação/NumerodeVezeUtilizado)$, sendo α a taxa de resfriamento. A taxa de resfriamento α é determinada de tal modo que no fim das iterações, $T_{inicial} = Temperatura_{Final}$. Sabendo que o algoritmo possui um valor $Iter$ de iterações, aplica-se os valores iniciais e finais, obtendo $\alpha = Iter - 1 \sqrt{\frac{T_{Final}}{T_{Inicial}}}$. O recálculo dos pesos das heurísticas a cada iteração pode causar uma convergência prematura das mesmas. Então foi definido um tamanho de segmento para que a atualização dos pesos seja efetuada. Cada segmento possui um número φ de iterações consecutivas. No primeiro segmento, todas as heurísticas devem possuir o mesmo peso, isto é, $\omega_i = 1$ para $i = 1, \dots, h$. Depois de φ iterações, os pesos usados na seleção das heurísticas de inserção e remoção são atualizados considerando a pontuação obtida durante o segmento. As pontuações mostram quão bem foram as performances das heurísticas de remoção e inserção no último segmento.

4.2. Heurísticas de Remoção e Construção

Esta seção descreve os métodos de destruição e de reconstrução de uma solução. A cada iteração do ALNS, poços da solução atual são removidos e reinseridos nas rotas.

4.2.1. Heurística de Remoção Shaw baseada em tempos de chegada

A ideia geral desta heurística é a remoção de poços semelhantes, pois poços semelhantes podem ser facilmente remanejados, possibilitando soluções melhores (Shaw, 2007). O grau de similaridade entre dois poços foi determinado pelo tempo de chegada nos mesmos por cada sonda. Basicamente o algoritmo inicia garantindo que haja no mínimo um poço fora da solução atual e seleciona um poço A dentro da lista de poços fora da solução. Com base no tempo de chegada anterior em A , ordena a lista de poços L na solução em ordem crescente conforme a diferença absoluta do tempo de chegada de A para qualquer outro poço na solução. Então é sorteado um número aleatório y entre 0 e 1, que seleciona o poço a ser retirado da solução com o índice $y^\varphi |L|$, sendo $\varphi \geq 1$. Este processo é repetido até que γ poços sejam removidos. Heurística de remoção Shaw baseado em distâncias

É uma Heurística de Remoção Shaw (Shaw, 1997) que utiliza como critério de ordenação a diferença absoluta das distâncias Euclidianas entre o poço A selecionado e os outros ao seu redor.

4.2.2. Heurística de remoção aleatória

Esta simples heurística de remoção remove γ poços selecionados aleatoriamente da solução atual s . Ela tende a gerar um pior conjunto de poços removidos, porém ajuda a diversificar a busca.

4.2.3. Heurística de remoção do pior

Esta heurística remove poços de alto custo na solução s atual, na possibilidade da inserção de poços melhores posteriormente. Torne $Custo^-(i, s) = v(s) - v^-i(s)$ como sendo o

custo associado ao poço i na solução corrente s , onde $v^-(s)$ representa o custo da solução sem o poço i em s . A heurística ordena os poços de maneira crescente conforme o $Custo^-(i, s)$ e então escolhe um a ser removido da mesma maneira que a heurística de Shaw (Shaw, 2007), e repete o processo de acordo com o número γ de poços a serem removidos.

4.2.4. Remoção de *cluster*

Algumas instâncias do PRSIBO possuem *clusters* de poços. Suponha que uma sonda atenda poços de dois *clusters* geograficamente distantes. Então, é importante dividir estes dois grupos e remover um deles. Isso possibilita uma melhor reinserção dos mesmos. Dado uma rota r , a heurística de remoção de *clusters* divide a rota r em dois grupos $G1$ e $G2$, que são obtidos com uma versão modificada do algoritmo de Kruskal para a obtenção de Árvore Geradora Mínima. O algoritmo de Kruskal gera a árvore mínima e em seguida retira-se a última aresta inserida pelo algoritmo, resultando em dois subgrupos denominados $G1$ e $G2$. Esta foi a maneira encontrada para se definir os *clusters*, pois a última aresta inserida pelo algoritmo de Kruskal é a maior das menores que une todo o conjunto de poços. Assim, um dos *clusters* é escolhido aleatoriamente e removido por completo. E se repete o algoritmo enquanto o número γ mínimo de poços a serem removidos não for atendido.

4.2.5. Remoção utilizando um dígrafo de vizinhos

Esta heurística de remoção utiliza o histórico para remoção de poços. Um dígrafo entre todos os poços é construído e utiliza-se como peso em cada aresta o valor da melhor função objetivo encontrada durante as iterações do ALNS tal que o poço i seja atendido imediatamente antes do poço j . Assim, este dígrafo é atualizado a cada iteração do algoritmo. Inicialmente cada aresta possui peso infinito.

O esquema de remoção é o mesmo da heurística de Shaw (Shaw, 2007), onde o peso de ordenação de um poço i contido na solução é o peso da aresta (k, i) no dígrafo de vizinhos, sendo que (k, i) leva ao poço i em s .

4.2.6. Remoção baseada nos poços mais selecionados conforme histórico

Outra heurística que usa o histórico de busca para a remoção. Neste caso, o histórico funciona armazenando as B melhores soluções únicas encontradas até o momento pelo ALNS. É contada a quantidade de vezes que cada poço apareceu em cada uma destas soluções, e então usando a ideia da heurística de Shaw (Shaw, 2007), estes quantitativos são considerados como pesos para ordenação dos poços. Foi utilizado $B = 100$ nos testes computacionais.

4.2.7. Algoritmo de inserção guloso

Este algoritmo não é utilizado diretamente pelo ALNS, mas é utilizado pelas três heurísticas de inserção a seguir. Dado um poço i e uma solução s , ele encontra o ponto de inserção (rota e aresta) que reduz ao máximo o valor da função objetivo, se possível inserir tal poço na solução atual.

4.2.8. Heurística de inserção gulosa básica

Dada uma solução s , esta heurística aplica o algoritmo de inserção guloso a cada poço na ordem inversa da que foram retirados pela última heurística de remoção de poços.

4.2.9. Heurística de inserção gulosa míope

Dado uma solução s , busca-se o poço i que possui a melhor contribuição para o custo total da solução, caso inserido. O poço i é inserido e um novo poço j é selecionado da mesma maneira até que não haja mais possíveis inserções.

5. Resultados computacionais

Para a realização dos experimentos computacionais, foram utilizadas as instâncias disponibilizadas em Ribeiro *et al.* (2012b), que possuem 80 exemplos práticos envolvendo 100 ou 200 poços, 5 ou 10 sondas e um horizonte de planejamento $H=200$ ou 300 períodos de tempo,

ou seja, 10 instâncias para cada combinação de parâmetros possível. As instâncias com $H=300$ são idênticas às instâncias com $H=200$, exceto o valor de H . Os valores dos demais parâmetros do ALNS ainda não apresentados foram obtidos com base no trabalho de Ribeiro et al. (2012a).

Todos os testes computacionais foram realizados em um computador com processador Intel Core i5-2450M 2.5 Ghz e 6GB de memória RAM e compilado com o GCC. O ALNS foi aplicado 5 vezes para cada instância e os resultados médios de cada grupo de instâncias estão na Tabela 1, sendo que as colunas indicam:

- FO1: Valor de z_{Mono} - Cenário 1 (apenas Produção, Mono-Objetivo);
- FO2: Valor de z_{Bi} - Cenário 2 (Bi-Objetivo);
- TE: Tempo computacional médio necessário para execução do algoritmo;
- SU: Número médio de sondas utilizadas;
- PA: Número médio de poços atendidos dentro do horizonte de planejamento;
- PP: Valor médio de perda de produção;
- DTS: Média da distância total percorrida pelas sondas; e
- CAS: Custo do aluguel da sonda.

A Figura 1 mostra o comportamento do ALNS para uma dada instância. Pode-se verificar que este método apresenta um comportamento parecido com o do *Simulated Annealing*.

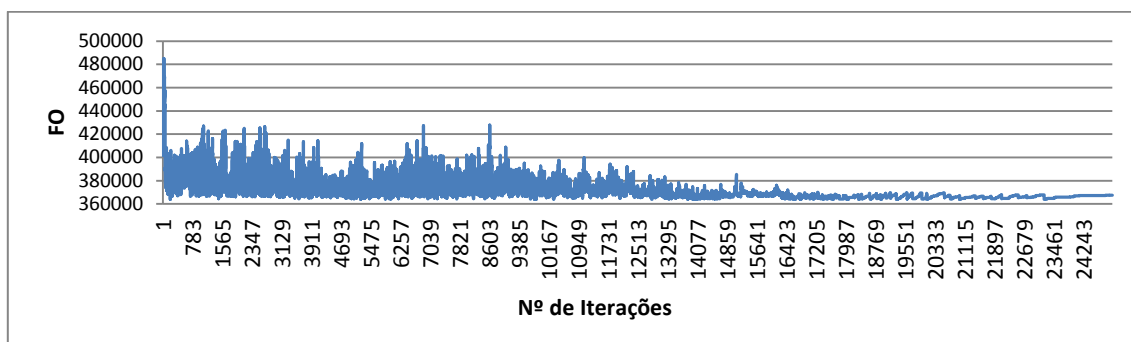


Figura 1: Convergência da Meta-Heurística ALNS – Variação do custo da FO versus Número de Iterações - Instância 200w_10r_1_300PH.

Tabela 1: Resultados da média de cada grupo de instâncias, que foram executadas 5 vezes para cada instância pelo ALNS.

Instância	Cenário Produção						Cenário Bi-Objetivo						
	FO1	TE (s)	SU	PA	PP	DST	FO2	TE (s)	SU	PA	PP	DST	CAS
100w_5r_200PH	94566,98	10,56	5	41,64	29994,98	689,38	122718,70	0,64	1,12	10,10	7358,70	152,54	6000,00
100w_5r_300PH	120588,16	14,66	5	60,88	60642,16	1060,12	184354,28	1,26	0,86	12,10	12976,28	178,12	15000,00
100w_10r_200PH	76157,78	10,99	10	71,24	46501,78	1395,32	122702,58	0,65	1,02	9,40	6654,58	134,42	6000,00
100w_10r_300PH	84028,80	8,51	10	92,18	72892,80	1954,62	184430,70	1,25	0,58	8,16	9440,70	120,72	15000,00
200w_5r_200PH	203564,10	61,90	5	55,72	40728,10	644,42	235083,70	16,68	4,00	44,62	31367,70	517,36	6000,00
200w_5r_300PH	275220,14	105,25	5	83,30	89064,14	993,78	352345,52	41,32	3,78	63,24	66493,52	744,20	15000,00
200w_10r_200PH	176705,74	84,84	10	98,14	65501,74	1313,36	236703,62	19,47	6,60	65,96	43135,62	853,58	6000,00
200w_10r_300PH	216748,90	101,86	10	143,76	137710,90	2001,26	359101,84	12,09	5,02	75,70	73717,84	996,54	15000,00

Analisando a Tabela 1 verifica-se que o cenário Bi-Objetivo, onde é levado em consideração o custo de aluguel das sondas, apresenta um custo maior em relação ao custo obtido para o cenário mono-objetivo, e com isso a quantidade de sondas utilizadas é reduzida. Dessa forma, para o custo referenciado na coluna CAS, pode-se verificar que existe um *trade off*, que é evidenciado na Figura 2.

Considerando a análise do custo de aluguel das sondas *versus* número de sondas *versus* custo total apresentado na Figura 2 para a instância 100w_5r_200PH, que possui 100 poços, 5 sondas e um horizonte de planejamento de 200, é possível verificar que somente após o custo das sondas τ_2 ultrapassar o patamar de 5.500 unidades monetárias que o algoritmo apresentou soluções com uma quantidade menor de sondas. Ao analisar a maior instância, representada pela 200w_10r_300PH, constata-se o mesmo comportamento sendo que quando o custo de aluguel ultrapassa o valor de 13.000 unidades monetárias, o ALNS apresenta soluções com uma quantidade de sondas menor que o total disponível, ou seja, o aluguel passa a ficar tão caro, que é mais vantajoso diminuir o número de sondas utilizadas.

A Figura 3 apresenta um resumo dos resultados obtidos com base nas métricas analisadas (FO1, FO2, TE, SU, PA, PP, DTS e CAS). Para construção dessa figura, foram consideradas apenas as médias de cada métrica para todos os tamanhos de instâncias analisados, para as configurações Cenário 1 (Mono-Objetivo) e Cenário 2 (Bi-Objetivo).

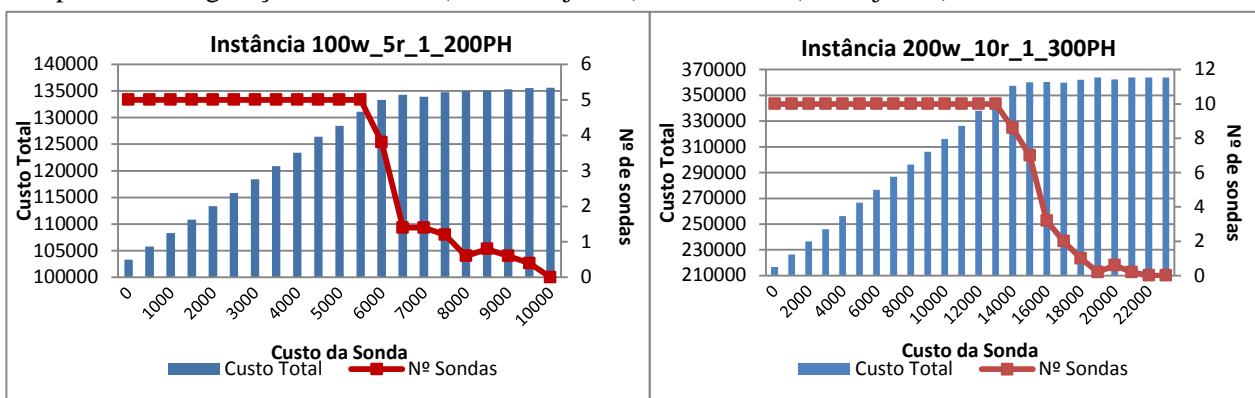


Figura 2. Análise do custo de aluguel das sondas *versus* nº de sondas *versus* custo total.

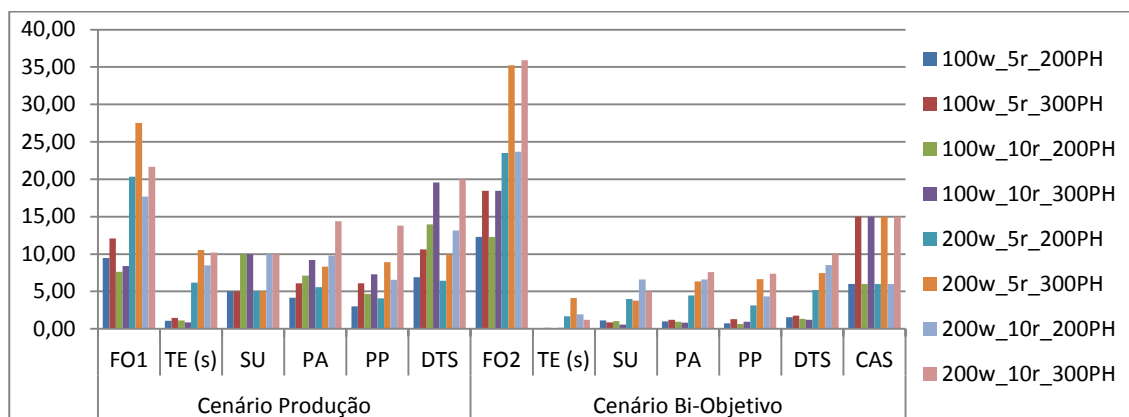


Figura 3. Métricas analisadas em ambos os cenários

Com base na Figura 3, percebe-se que as métricas TE, SU, PA, PP e DTS possuem valores menores para o cenário Bi-Objetivo, por outro lado, o custo da função objetivo é consideravelmente menor no cenário mono-objetivo, por não ser considerado o custo de aluguel das sondas. As reduções nas métricas PA e DTS eram esperadas, pois utilizando uma quantidade menor de sondas, conseqüentemente o número de poços atendidos é menor e a distância total percorrida pelas sondas também é menor.

6. Conclusões

Tendo em vista a importância que o petróleo possui na matriz energética brasileira, seu valor econômico, sua característica de ser um recurso finito e muito caro de extrair da natureza, estudos que buscam otimizar a cadeia produtiva dessa indústria vem se tornando cada vez mais relevantes para a sociedade. Assim, este artigo apresentou uma abordagem que agrega o objetivo

de minimizar a quantidade de sondas utilizadas ao objetivo clássico do problema, que é minimizar a perda de produção de petróleo, assim como uma heurística para resolver o problema, encontrado na região norte do estado do Espírito Santo.

Os resultados dessa pesquisa mostram que, embora a minimização da perda total de produção seja um objetivo muito importante, a variação do custo de locação das sondas impacta no processo de definição das rotas. Desta forma, verifica-se que existe um *trade off* entre os dois objetivos, como mostrado nos gráficos da Seção 3.

Como trabalhos futuros, pode-se citar a aplicação do método em dados reais do problema, assim como a inclusão de novas heurísticas de remoção e construção para buscar um melhor desempenho do algoritmo. Também pode se tornar interessante a inclusão de novos objetivos ao problema, como o equilíbrio da carga de trabalho entre as sondas.

Agradecimentos: Os autores agradecem ao CNPq (Processo, 307002/2011-0) e a CAPES pelo auxílio financeiro.

Referências

- Aloise, D., Noronha, T.F., Maia, R.S., Bittencourt, V.G., Aloise, D.J.** (2002). Heurísticas de colônia de formigas com path-relinking para o problema de otimização da alocação de sondas de produção terrestre – SPT. In *XXXIV SBPO*. Rio de Janeiro – Brasil.
- Aloise, D.J., Aloise, D., Rocha, C.T.M., Ribeiro, C.C., Filho, J.C.R., Moura, L.S.S.** (2006) Scheduling workover rigs for onshore oil production. *Discrete Applied Mathematics* 154, 695–702.
- Bodin, L. D., Golden, B. L., Assad, A. A., Ball, M. O.** (1983). Routing and scheduling of vehicles and crews. The state of the art. *Computers & Operations Research*, 10, 69–211.
- Costa, L. R. e Ferreira Filho, V. J. M.** (2004). Uma heurística para o problema do planejamento de itinerários de sondas em intervenções de poços de petróleo. In *XXXVI SBPO*, 1844–1853. São João Del-Rei – Brasil.
- Costa, L. R. e Ferreira Filho, V. J. M.** (2005). Uma heurística de montagem dinâmica para o problema de otimização de itinerários de sondas. In *XXXVII SBPO*, 2176–2187. Gramado – Brazil.
- Duhamel, C., Santos, A. C., Guedes, L. M.** (2012). Models and hybrid methods for the onshore wells maintenance problem. *Computers & Operations Research* 39, 2944–2953.
- Jozefowicz, N., Semet, F., Talbi, E.** (2008) From Single-Objective to Multi-Objective Vehicle Routing Problems: Motivations, Case Studies, and Methods. In *The Vehicle Routing Problem: Latest Advances and New Challenges*, 43. Springer US. Part II, 445–471.
- Jozefowicz, N., Semet, F., Talbi, E.** (2008a) Multi-objective vehicle routing problems. *European Journal of Operational Research* 189, 293–309.
- Maia, R.S., Gonzaga, C.S.M., Lima Júnior, F.C., Bittencourt, V.G.** (2002). Otimização das intervenções em poços de petróleo por sondas de produção terrestre. In *XXXIV SBPO*. Rio de Janeiro. RJ.
- Neves, T. A. e Ochi, L. S.** (2007). GRASP com memória adaptativa aplicado ao problema de roteamento e scheduling de sondas de manutenção. In *XXVII SBC*, 1–10. SBC.
- Pisinger, D., e Ropke, S.** (2007). A general heuristic for the vehicle routing problem. *Computers & Operations Research* 34, 2403–2435.
- Ribeiro, G. M., Laporte, G., Mauri, G. R.** (2012a). Comparison of three metaheuristics for the workover rig routing problem. *European Journal of Operational Research* 220, 28–36.
- Ribeiro, G. M., Desaulniers, G., Desrosiers, J.** (2012b). A branch-price-and-cut algorithm for the workover rig routing problem. *Computers & Operations Research* 39, 3305–3315.
- Ribeiro, G.M. e Laporte, G.** (2012). An adaptive large neighborhood search heuristic for the cumulative capacitated vehicle routing problem. *Computers & Operations Research* 39, 728–735.
- Ropke, S., and Pisinger, D. D.** (2006). A unified heuristic for a large class of vehicle routing problems with backhauls. *European Journal of Operational Research* 171, 750–775.

Shaw, P. (1997). A new local search algorithm providing high quality solutions to vehicle routing problems. Technical report, *University of Strathclyde Glasgow*.

Soares, W. K. S, Costa, A. P. C. S, Aloise, D. J. (2011). Considerações sobre o problema do agendamento de sondas de manutenção “onshore” e proposição de instâncias. In *XLIII SBPO*, Ubatuba, SP.

Thomas, J. E. (2001). *Fundamentos de Engenharia de Petróleo*, Editora Interciência: Rio de Janeiro/RJ.