

UNIVERSIDADE DO ESTADO DO RIO GRANDE DO NORTE – UERN

FACULDADE DE CIÊNCIAS EXATAS E NATURAIS – FANAT

DEPARTAMENTO DE INFORMÁTICA – DI

DANIEL VIEIRA DE SOUZA

**OTIMIZAÇÃO DA ALOCAÇÃO DE SONDAS DE PRODUÇÃO TERRESTRE NA  
MANUTENÇÃO DE POÇOS EM CAMPOS DE PETRÓLEO ONSHORE  
UTILIZANDO A METAHEURÍSTICA BRKGA**

MOSSORÓ - RN

2016

DANIEL VIEIRA DE SOUZA

**OTIMIZAÇÃO DA ALOCAÇÃO DE SONDAS DE PRODUÇÃO TERRESTRE NA  
MANUTENÇÃO DE POÇOS EM CAMPOS DE PETRÓLEO ONSHORE  
UTILIZANDO A METAHEURÍSTICA BRKGA**

Monografia apresentada à Universidade do Estado do Rio Grande do Norte como um dos pré-requisitos para obtenção do grau de bacharel em Ciência da Computação.

ORIENTADOR: Prof<sup>o</sup>. Dr. Dario José Aloise.

MOSSORÓ - RN

2016

## **Catálogo da Publicação na Fonte.**

### **Universidade do Estado do Rio Grande do Norte.**

Souza, Daniel Vieira de  
Otimização da alocação de sondas de produção terrestre na  
manutenção de poços em Campos de Petróleo Onshore utilizando a  
metaheurística BRKGA. / Daniel Vieira de Souza. - Mossoró, RN,  
2016.

44 p.  
Orientador(a): Prof. Dr. Dario José Aloise.

Monografia (Bacharel em Ciência da Computação). Universidade  
do Estado do Rio Grande do Norte.

1. Otimização combinatória - Sondas de produção terrestre. 2.

Metaheurística BRKGA (Biased Random-Key Genetic Algorithm)

DANIEL VIEIRA DE SOUZA

**OTIMIZAÇÃO DA ALOCAÇÃO DE SONDAS DE PRODUÇÃO TERRESTRE NA  
MANUTENÇÃO DE POÇOS EM CAMPOS DE PETRÓLEO ONSHORE  
UTILIZANDO A METAHEURÍSTICA BRKGA**

Monografia apresentada como pré-requisito para obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação da Universidade do Estado do Rio Grande do Norte – UERN, submetida à aprovação da banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Aprovado em: 04/05/2016

Banca Examinadora



---

Prof. Dr. Dario José Aloise (Orientador)

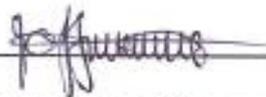
Universidade do Estado do Rio Grande do Norte – UERN



---

Prof. Dr. Carlos Heitor Pereira Liberalino

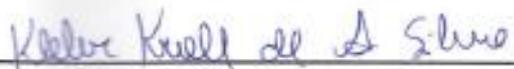
Universidade do Estado do Rio Grande do Norte – UERN



---

Prof. Dr. Francisco Chagas de Lima Júnior

Universidade do Estado do Rio Grande do Norte – UERN



---

Prof. Ms. Kléber Kroll de Azevedo Silva (Examinador externo)

Instituto Federal do Rio Grande do Norte – IFRN

*Dedico esse trabalho a meus avós:  
Maria Luiza Gonzaga de Souza,  
Martimiano Facundo de Souza e Maria  
Vieira da Silva, que onde quer que  
estejam estão muito felizes com mais  
essa conquista, a qual tiveram uma  
grande parcela de contribuição.*

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço em primeiro lugar a Deus, que iluminou meu caminho até aqui, me dando coragem e motivos para seguir em frente mesmo com tantos obstáculos encontrados. A minha família e noiva pelo apoio e amor incondicional, que acreditaram no meu potencial e fizeram com que eu também acreditasse e nunca me deixaram pensar de que não era capaz. Aos meus amigos e colegas de classe pela ajuda constante durante essa caminhada e ao professor Dario José Aloise pela orientação e ensinamentos. E a todos que colaboraram direto ou indiretamente na minha formação.

E a paz de Deus, que excede  
todo o entendimento, guardará  
os vossos corações e vossos  
sentimentos em Cristo Jesus.

Filipenses 4:7

## RESUMO

Este trabalho apresenta uma proposta de solução para um problema de otimização combinatória inserido na indústria petrolífera: o problema de alocação de sondas de produção terrestre (SPT's) a poços em campos de petróleo *onshore* (em terra). Nesse problema temos uma quantidade limitada de sondas para atender solicitações (intervenção) em poços de petróleo que se encontram em falha parcial ou total, ao longo de certo período de tempo, ocasionando perda de produção. Como o custo de aluguel de uma SPT é muito elevado (~ \$100.000/mês) faz-se necessário estabelecer itinerários de atendimento dos poços para cada sonda, visando minimizar a perda de produção dos poços que esperam atendimento. Por se tratar de um problema NP-Árduo, algoritmos de soluções exatas se mostram ineficientes, por não conseguirem uma resolução em um tempo hábil. Diante disso foi necessário buscar métodos aproximativos (metaheurística) para encontrar uma solução sub-ótima (eventualmente ótima) em um tempo computacional viável. Nesse trabalho foi proposta a estratégia metaheurística BRKGA (*Biased Random-Key Genetic Algorithm* - Algoritmo Genéticos com Chaves Aleatórias Viciadas), acrescida de um procedimento de pós-otimização, busca local iterada (ILS). Os resultados computacionais são apresentados mostrando a viabilidade de utilização da técnica desenvolvida.

**Palavras-chave:** otimização combinatória, sondas de produção terrestre, metaheurística BRKGA, busca local iterada, NP-Árduo.

## ABSTRACT

This work introduces a solution proposal for combinatorial optimization problem inserted in the middle of the oil industry: The problem of allocation of terrestrial probes of production (TPP) to wells in onshore oil fields. In that problem we have a limited number of probes to help service requests (intervention) in oil wells which are in partial or total failure, over a certain period of time, causing loss of production. As the cost of renting of a TPP is very high (~ \$ 100,000 / month) it is necessary to establish service routes of wells for each probe, searching for minimizing the loss of production from wells that wait service. Because it is an NP-Hard problem, algorithms of exact solutions show inefficient, for failing a resolution in a timely manner. Therefore it was necessary to seek approximation methods (meta-heuristic) to find a sub-optimal solution (possibly great) into a viable computational time. In this work was proposed BRKGA (Biased Random-Key Genetic Algorithm) meta-heuristic strategy, plus a post-optimization procedure, iterated local search (ILS) The computational results are presented showing the feasibility of using the developed technique.

**Keywords:** combinatorial optimization, terrestrial probes of production, BRKGA meta-heuristic, iterated local search, NP-Hard.

## LISTA DE SIGLAS

BRKGA	Algoritmo Genético de Chaves Aleatórias Viciadas
RKGA	Algoritmo Genético de Chaves Aleatórias
ILS	Busca Local Iterada
PASPPP	Problema de Alocação de Sondas de Produção a Poços de Petróleo
SPT	Sondas de Produção Terrestre

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Foto da sonda montada (esquerda) e da sonda sendo transportada

Figura 2: Modelagem matemática

Figura 3: Etapas do Algoritmo Genético

Figura 4: Processo evolutivo do RKGA

Figura 5: Estrutura do BRKGA

Figura 6: Processo evolutivo do BRKGA

Figura 7: Cromossomo

Figura 8: Cromossomo decodificado

Figura 9: Itinerários formados

Figura 10: Vizinhança 1

Figura 11: Vizinhança 2

Figura 12: Gráfico comparativo dos algoritmos

Figura 13: Gráfico comparativo das instâncias

## **LISTA DE TABELAS**

Tabela 1: Instâncias utilizadas

Tabela 2: Resultados do BRKGA

Tabela 3: Resultados do BRKGA com ILS

Tabela 4: Comparação dos melhores resultados obtidos

Tabela 5: Resultados instância 1

Tabela 6: Resultados instância 2

Tabela 7: Resultados instância 3

Tabela 8: Resultados instância 4

Tabela 9: Resultados instância 5

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO .....</b>	<b>13</b>
1.1 OBJETIVOS.....	15
<b>2 O PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE SONDAS DE PRODUÇÃO A POÇOS DE PETRÓLEO (PASPPP) .....</b>	<b>16</b>
2.1 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA .....	16
2.2 FORMULAÇÃO MATEMÁTICA PARA O PASPPP .....	17
2.3 REVISÃO DA LITERATURA.....	18
<b>3 ABORDAGENS METAHEURÍSTICAS .....</b>	<b>20</b>
3.1 ALGORITMOS EVOLUTIVOS.....	20
<b>3.1.1 Algoritmos Genéticos .....</b>	<b>21</b>
<b>3.1.2 Algoritmos Genéticos de Chaves Aleatórias.....</b>	<b>24</b>
<b>3.1.3 Algoritmos Genéticos de Chaves Aleatórias Viciadas.....</b>	<b>25</b>
<b>4 PROPOSTAS DE SOLUÇÃO PARA O PASPPP.....</b>	<b>28</b>
4.1 BRKGA.....	28
4.2 BUSCA LOCAL ITERADA COMO PÓS-OTIMIZAÇÃO.....	31
<b>5 RESULTADOS .....</b>	<b>34</b>
5.1 BRKGA.....	34
5.2 BRKGA com ILS .....	35
5.3 COMPARAÇÕES DOS RESULTADOS.....	35
<b>6 CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS .....</b>	<b>37</b>
<b>ANEXOS .....</b>	<b>38</b>
<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>43</b>

## 1 INTRODUÇÃO

O petróleo tem sido uma das mais importantes matérias primas de toda e qualquer indústria desde a sua descoberta no século XX, motivo pelo qual ele exerce grande influência no desenvolvimento e na economia das nações (OLIVEIRA et al, 2007). Por se tratar de um recurso não-renovável é de suma importância que na sua extração sejam utilizados métodos comprovadamente eficientes que garantam seu melhor aproveitamento. Diante disso, uma maneira eficaz de se alcançar um diferencial competitivo na indústria petrolífera é gerenciar de modo eficiente os recursos críticos, os quais envolvem atividades de custo elevado, já que utilizam: mão de obra especializada, alta tecnologia e equipamentos sofisticados.

No processo de extração da bacia petrolífera, de acordo com Aloise et al. (2002), em muitas situações, a elevação dos fluídos é realizada de forma artificial, usando de equipamentos especiais devido ao fato dos poços nem sempre possuírem pressão suficiente para que os fluídos atinjam a superfície, tornando essencial a manutenção dos equipamentos que realizam tal tarefa para que se evite paradas nessa etapa. A intervenção em um poço de petróleo, denominada de *workover*, é solicitada ocasionalmente e realizada por unidades móveis chamadas de sondas de produção terrestre (SPT) no objetivo de conservar o bom funcionamento dos poços (Figura 1). Segundo Accioly & Chiyoshi (2000), as operações de intervenção realizadas pelas sondas são classificadas em: restauração, estimulação, avaliação, limpeza e arrazamento. Uma descrição detalhada sobre o funcionamento dos poços e as operações que as sondas de produção terrestre realizam pode ser encontrada em Thomas (1999) e Accioly & Chiyoshi (2000).

**Figura 1: Foto da sonda montada (esquerda) e da sonda sendo transportada**



**Fonte: Pacheco (2011)**

As sondas têm um custo bem elevado e estão disponíveis em um número limitado e muito pequeno se comparado à quantidade de poços que demandam serviço. Essas ainda encontram-se geograficamente dispersas nos campos de petróleo, fazendo com que cada uma tenha um local de partida diferente para atender as solicitações. Outros fatores que devem ser considerados no problema são: potencial produtivo, tempo de intervenção, questões de risco ambiental e segurança, limitação técnica das sondas em relação ao tipo de intervenção solicitada visto que a frota pode não ser homogênea.

Devido aos motivos já citados, uma solicitação nem sempre pode ser atendida de imediato, o que gera uma perda relevante para a empresa com a não produção dos poços que estão à espera que uma intervenção seja feita. Assim, surge a necessidade de se estabelecer um itinerário de uma sonda, uma especificação de quais poços cada sonda irá atender e em que ordem esses serão atendidos, a fim de minimizar a perda de produção de petróleo dos poços em falha. A vazão de um poço (quantidade de óleo que se pode extrair) é multiplicada pelo tempo em que a produção do poço ficou interrompida. A tarefa para que se consiga os melhores itinerários, de maneira a minimizar a perda de vazão dos poços, não é de resolução simples, devido à natureza combinatória do problema, sendo necessário, na maioria das vezes, o emprego de estratégias metaheurísticas para se obter uma solução. Alguns trabalhos que já conseguiram esse feito serão abordados ao longo do trabalho. A metaheurística Algoritmo Genético de Chaves Aleatórias Viciadas – BRKGA foi escolhida como proposta de solução neste trabalho, pois é indicada para problemas com essa natureza (combinatória) onde a ordem da combinação é importante, juntamente com um procedimento de busca local iterada (ILS) que melhora a solução em uma pós-otimização.

Esse trabalho está estruturado da seguinte maneira: no capítulo 2, é apresentada uma descrição do problema, a formulação da literatura escolhida no trabalho e uma revisão de trabalhos que abordaram o mesmo tema; o capítulo 3 aborda os fundamentos, características e algoritmos em que a metaheurística desenvolvida é baseada; no capítulo 4, abordada a implementação metaheurística BRKGA e o procedimento aplicado ao problema como estratégia de solução; no capítulo 5, os resultados obtidos com a implementação são mostrados e comparados. Por fim, no capítulo 6, uma conclusão e trabalhos futuros sobre o tema.

## 1.1 OBJETIVOS

Este trabalho tem por objetivo desenvolver uma estratégia metaheurística BRKGA (*Biased Random-Key Genetic Algorithm* - Algoritmo Genéticos com Chaves Aleatórias Viciadas), com busca local, para otimizar a alocação de Sondas de Produção Terrestre na manutenção de poços em campos de petróleo *onshore*, além de avaliar a sua performance e comparar os resultados obtidos.

Como objetivos específicos tem-se:

- (i) Estudar as formulações matemáticas existentes na literatura para o problema;
- (ii) Implementar a metaheurística BRKGA;
- (iii) Implementar o procedimento Busca Local Iterada (ILS);
- (iv) Realizar teste dos algoritmos implementados com instâncias benchmark;
- (v) Avaliar a performance da metaheurística desenvolvida.

## **2 O PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE SONDAS DE PRODUÇÃO A POÇOS DE PETRÓLEO (PASPPP)**

### **2.1 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA**

Como dito anteriormente a quantidade de poços distribuídos nos campos de petróleo é muito superior ao número de sondas dispostas para realizar o atendimento das solicitações, sendo natural surgir problemas quanto a disponibilidade desse equipamento (SPT's) para as intervenções aos poços de petróleo, mesmo sendo um serviço de extrema necessidade. Esse fato ocasiona uma perda relevante na produção dos poços que esperam pela manutenção.

De acordo com Aloise et al. (2002), o problema de otimização da alocação de sondas de produção consiste em encontrar a melhor sequência de atendimento para as sondas disponíveis, visando minimizar o tempo de atendimento das solicitações e maximizar a produção média diária da bacia petrolífera, o que implica em minimizar a perda de vazão pela espera no atendimento da intervenção solicitada. De acordo com Aloise et al. (2006), a perda de produção de cada poço, aguardando manutenção, é calculada por sua produção média diária, em regime de operação regular, pelo número de dias em que ficou sem operar. A escolha de designar uma determinada solicitação a uma sonda depende de fatores como: potencial produtivo do poço, localização geográfica da sonda em relação ao poço, duração da intervenção em um poço, questões de risco ambiental e segurança e limitação técnica dos equipamentos referente aos tipos de intervenções, já que a frota de sondas pode não atender todos os tipos de serviços necessários.

Essa problemática pode ser vista como um caso específico do clássico problema dos k-servos, sendo portanto classificado como um problema NP-Árduo Goldberg & Luna (2000), podendo também ser abordado como um problema de escalonamento de tarefas ou de roteamento.

## 2.2 FORMULAÇÃO MATEMÁTICA PARA O PASPPP

Nesse trabalho será adotada a modelagem matemática proposta por Costa (2005) para o problema abordado, onde foi desconsiderado o tempo de deslocamento da sonda entre os poços, com uma frota heterogênea de sondas em relação as suas profundidades, assumindo que as mesmas realizam todos os tipos serviços com mesmo desempenho. A formulação trata-se de um modelo matemático de programação linear inteira 0-1 para o problema com janelas de tempo.

$p_i$ : perda de vazão de um poço dada em m<sup>3</sup>/dia

$\Delta t_i$ : tempo de intervenção no poço

$x_{ijt}$ : variável de decisão

Formalmente pode ser descrita como segue: seja  $N = \{1, 2, \dots, n\}$  o conjunto de  $n$  poços que demandam serviços de intervenção,  $M = \{1, 2, \dots, m\}$  o conjunto de  $m$  sondas e  $T = \{1, 2, \dots, t\}$  o conjunto de instantes de tempo no horizonte de planejamento  $t$ . Cada poço  $i$  possui uma perda de vazão  $p_i$ , um tempo de intervenção  $\Delta t_i$  e uma janela de tempo  $[e_i, l_i]$  para que o poço  $i$  receba uma sonda, sendo  $e_i$  o início e  $l_i$  o final da janela de tempo. A perda de vazão termina quando a sonda conclui seus serviços no poço. O modelo matemático proposto por Costa (2005) é apresentado na figura abaixo.

**Figura 2: Modelagem matemática**

$$v(PASPPP) = \text{MIN} \sum_{i \in N} \sum_{j \in M} \sum_{t \in T} (t + \Delta t_i - e_i) P_i x_{ijt} \quad (1)$$

(PASPPP) Sujeito a:

$$\sum_{j \in M} \sum_{t \in T} x_{ijt} = 1 \quad \forall i \in N \quad (2)$$

$$x_{ijt} = 0 \quad \forall i \in N; j \in M; t \in T / t < e_i \text{ ou } t > l_i - \Delta t_i \quad (3)$$

$$\sum_{i \in N} x_{ijt} \leq 1 \quad \forall j \in M; t \in T \quad (4)$$

$$x_{ijt} + x_{i'jt'} \leq 1 \quad \forall i \in N; j \in M; t \in T; i' \in N / i' \neq i; t' \in T / t \leq t' \leq t + \Delta t_i \quad (5)$$

$$x_{ijt} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in N; j \in M; t \in T \quad (6)$$

Fonte: Costa (2005)

Sendo  $x_{ijt}=1$  se o poço  $i$  recebe uma sonda  $j$  em um instante de tempo  $t$  para início da intervenção, e  $x_{ijt}=0$  caso contrário. A função objetivo (1) indica que a perda total de produção deve ser minimizada. A restrição (2) garante que cada poço  $i$  poderá ser servido apenas uma única vez por qualquer sonda  $j$  durante o horizonte de planejamento  $t$ . A restrição (3) assegura que nenhum poço  $i$  será atendido antes do instante  $e_i$  ou após o instante  $l_i - \Delta t_i$ . A restrição (4) certifica que cada sonda  $j$ , em um determinado instante  $t$ , estará executando uma intervenção em no máximo um poço  $i$ . A restrição (5) garante que, se em um instante  $t$  uma sonda  $j$  iniciar o serviço em um determinado poço  $i$ , essa sonda ficará indisponível para iniciar serviço em outros poços até o instante  $[t + \Delta t_i]$ . A restrição (6) indica que todas as variáveis são binárias. Observe que nesse modelo qualquer sonda pode realizar qualquer tipo de intervenção, conforme Costa (2005). O conjunto de restrições definido em (5) cresce exponencialmente com o tamanho da instância. No trabalho foi acrescentado uma restrição em relação a disponibilidade de realização da manutenção de uma sonda a um poço, levando em consideração suas profundidades. As distâncias entre poços e sondas foram desconsideradas visto que esses estão localizadas no mesmo campo de petróleo. A frota de sondas utilizadas possui profundidades diferentes (heterogênea), mas admitiu-se que essa pode realizar todos os tipos de atividades solicitadas.

### 2.3 REVISÃO DA LITERATURA

Devido à complexidade de resolução do problema os métodos exatos de solução são ineficientes em um tempo viável. O aplicativo CPLEX pode ser usado para conseguir um resultado apenas com instâncias de pequeno e médio porte. Daí a intenção de se resolver o problema com uma estratégia metaheurística, visando obter uma solução ótima em um tempo hábil. Como exemplo disso temos o trabalho de Pacheco, Ribeiro e Mauri (2010), onde o CPLEX 12.1 IBM (2009) foi utilizado para tentar resolver instâncias de forma ótima. Porém, obteve êxito apenas nas instâncias com até 50 poços. Para instâncias com 75, 100 e 125 poços o CPLEX não iniciou o processo de otimização, parando por falta de memória.

Alguns trabalhos que aplicaram estratégias metaheurísticas como solução e conseguiram realizar tal tarefa foram: heurística de colônia de formigas com path-relinking para o problema de otimização da alocação de sondas de produção terrestre Aloise et al. (2002); novas soluções para o problema da alocação de sondas de produção a poços de petróleo com um grasp+path-relinking Pacheco, Ribeiro e Mauri (2010); um algoritmo genético-2opt aplicado ao problema de otimização de itinerário de sondas de produção terrestre Douro, Lorenzoni (2009).

### 3 ABORDAGENS METAHEURÍSTICAS

Assim como os vários problemas da otimização combinatória o PASPPP é difícil de ser resolvido nos levando a procurar soluções aproximativas, que mesmo que não sejam exatas nos dariam uma solução próxima do ótimo, já que o tempo para se conseguir uma resposta para a classe desse tipo de problema (NP-difícil) é inviável (OLIVEIRA, 2015).

Nesse capítulo será mostrada a abordagem de resolução utilizada no PASPPP, por algoritmos evolutivos.

#### 3.1 ALGORITMOS EVOLUTIVOS

Essa classe de algoritmos toma como base o princípio da seleção natural, proposta por Darwin em 1858. O qual tem a ideia de evolução de espécies, onde estas sofriam mutações genéticas, decorrentes das adaptações necessárias para sobreviver (DARWIN, 1999).

Os conceitos fundamentais para o processo de evolução desse princípio são:

- Indivíduos da mesma espécie ou de espécies diferentes, concorriam por recursos limitados no meio ambiente;
- Alguns indivíduos tinham vantagens sobre outros em determinados ambientes, por possuírem características que o favoreciam;
- Indivíduos mais adaptados tem uma maior probabilidade de sobreviverem e de se reproduzirem;
- No processo de reprodução, os filhos herdariam características de seus pais, tendenciando os filhos a nascerem mais adaptados, características essas passadas para as gerações posteriores;

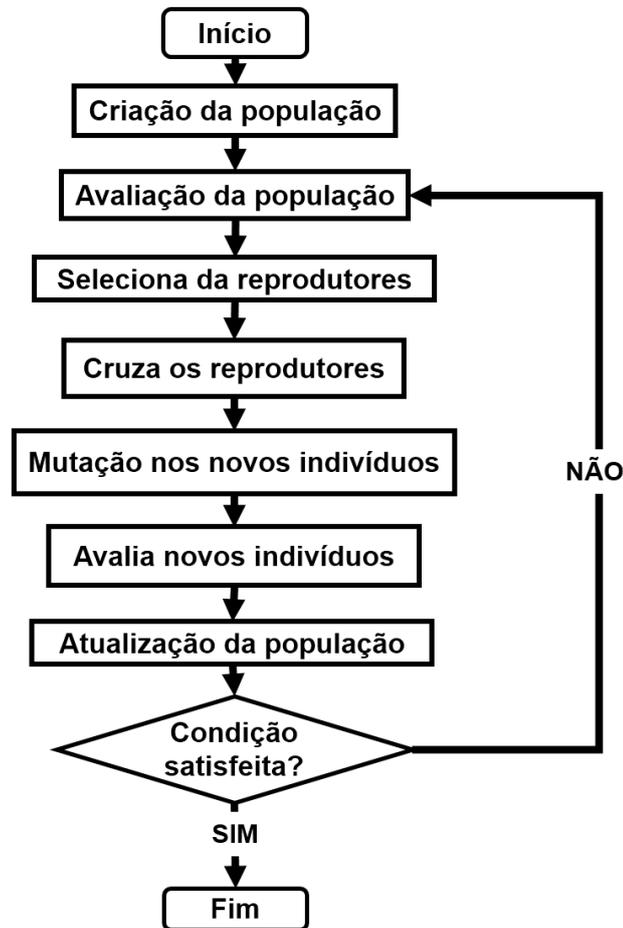
- No decorrer do processo de reprodução, as características mais essenciais para a adaptação tendem a serem propagadas nas espécies, lhes dando um maior grau de adaptação;
- A propagação das características pelas espécies possibilita a ocorrência de um fenômeno chamado de mutação. Esse fenômeno poderia ser prejudicial, no sentido de trazer um defeito genético, ou benéfico podendo transferir uma característica que o ajudaria na adaptação.

### 3.1.1 Algoritmos Genéticos

Os algoritmos genéticos se fundamentam no processo de seleção natural de Darwin para resolver vários problemas. Por sua grande capacidade de alteração e adaptação se tornou uma técnica muito usada em diversas áreas da otimização (OLIVEIRA, 2015).

Segundo Holland (1992) os algoritmos genéticos resolvem um problema seguindo etapas baseadas no processo evolutivo, como mostra a figura 3.

Figura 3: Etapas do Algoritmo Genético



Fonte: Adaptado de Holland (1992)

Alguns conceitos importantes dos algoritmos genéticos são:

- **Indivíduos**  
 Unidade fundamental de um algoritmo genético conhecidos como cromossomos e seus valores como genes. O valor de um indivíduo está no seu fenótipo, onde cada cromossomo tem um grau de adaptação, que se refere a quão boa é a resposta para o problema, calculado por uma função objetivo. Além do grau de aptidão ou fitness que diz respeito ao nível de adaptação em relação aos demais indivíduos (GOLDBERG, 1989).
- **População**  
 Conjunto de indivíduos que em um processo evolutivo de populações passam características de adaptações e de melhorias para as próximas gerações conseguidas por meio do cruzamento e de mutações. Representando

a quantidade de vezes que uma população passou por todos os processos, como de seleção, reprodução, mutação e atualização (DAVIS, 1991).

- Inicialização

A população inicial é gerada de forma aleatória (GOLDBERG, 1989).

- Avaliação

Cada indivíduo é avaliado para que o grau de adaptação seja verificado, vendo quão boa é aquela resposta para o problema tratado.

- Seleção

Etapa em que a adaptação dos indivíduos é avaliada julgando se suas características serão propagadas por gerações, podendo ser um processo dirigido: não aleatório e determinístico ou ainda cumulativo: processo onde os benefícios são passados de uma geração para outra, obtendo indivíduos mais preparados e possíveis melhores soluções.

- Reprodução

Após a etapa de seleção, na reprodução os indivíduos seguem uma probabilidade pré-estabelecida pelo cruzamento, combinando partes dos genes dos pais para gerações de filhos. A escolha de indivíduos para o cruzamento pode se dar de forma aleatória, como também por métodos celetistas (GEYER-SCHULZ, 1996).

- Mutação

A mutação ocorre nos indivíduos resultantes do cruzamento e com uma probabilidade então pré-definida de fazer algum tipo de alteração em sua estrutura. Tem como importância a diversidade que pode gerar, se bem utilizado (GOLDBERG, 1989).

- Atualização

Inserção dos indivíduos originários do cruzamento e mutação na população, tomando o lugar daqueles que lhes deram origem (DAVIS, 1991).

- Finalização

Teste para saber se o algoritmo genético atingiu a condição de parada. Um dos critérios mais comuns é o número de gerações evoluídas.

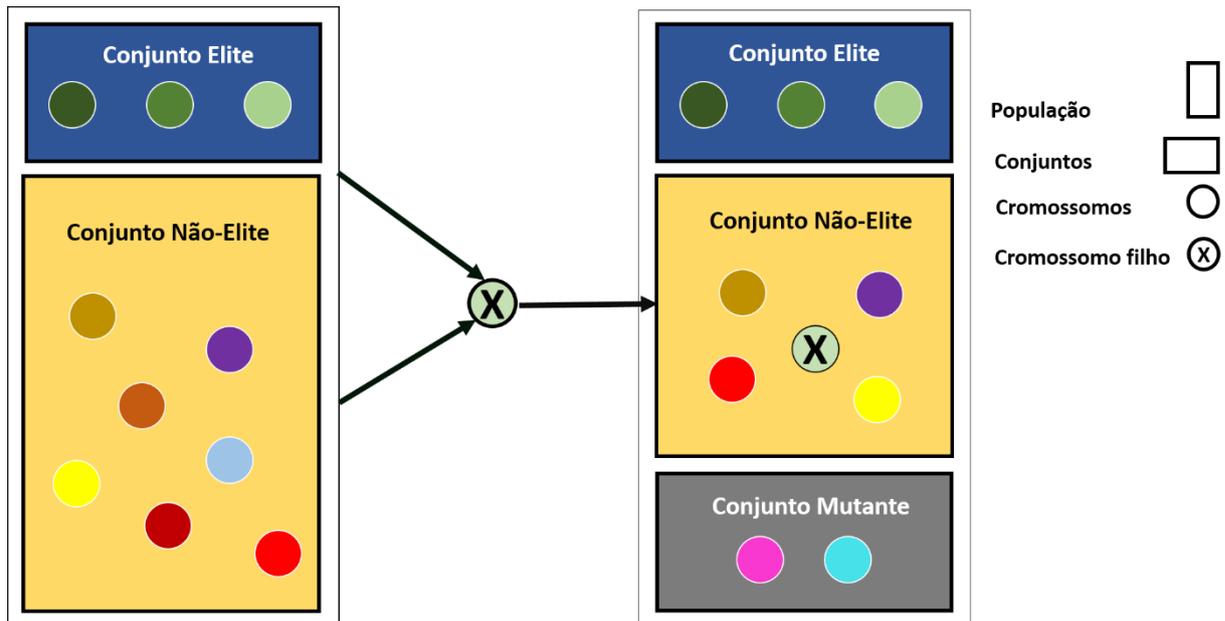
### 3.1.2 Algoritmos Genéticos de Chaves Aleatórias

Algoritmos genéticos de chaves aleatórias (*Random-Key Genetic Algorithm*) é uma variação dos algoritmos genéticos clássicos. Esses usam de população de cromossomos representados através de vetores reais com valores no intervalo  $[0,1]$ . Onde cada elemento do vetor é uma chave tendo seu valor gerado aleatoriamente. A característica adaptativa do cromossomo é definida pelo do custo da solução fornecida por uma heurística que recebe o vetor de chaves do cromossomo como entrada, e por meio disso, oferece uma solução viável para o problema. Esse tipo de algoritmo foi proposto por Bean (1994).

Nesse algoritmo dois cromossomos formam um novo, em que o cromossomo gerado tem uma maior probabilidade de herdar características do cromossomo mais apto. Em cada geração a população atual é dividida em 3 grupos distintos: *Elite*, *Não-elite* e *Mutante*. Cromossomos mais aptos são mantidos no conjunto *Elite*, os menos aptos no conjunto *Mutante* e o restante formam o conjunto *Não-elite*. O tamanho da população e dos conjuntos são ajustados na implementação.

Como visto na figura 4, o conjunto Elite é copiado para as próximas gerações, enquanto o conjunto Mutante tem seus cromossomos substituídos por novos, gerados aleatoriamente. Os cromossomos do conjunto Não-elite são substituídos por novos cromossomos (filhos), obtidos pelo do cruzamento de dois cromossomos escolhido de forma aleatória.

Figura 4: Processo evolutivo do RKGA



Fonte: Adaptado de Resende (2013)

### 3.1.3 Algoritmos Genéticos de Chaves Aleatórias Viciadas

O algoritmo genético de chaves aleatórias viciadas (*Biased Random-Key Genetic Algorithm* - BRKGA) é uma metaheurística evolutiva para problemas de otimização discreta e global baseada no algoritmo de chaves aleatórias de Bean (1994), cuja a solução é representada por um vetor de  $n$  chaves aleatórias. O BRKGA é constituído de dois elementos característicos: chave aleatória, um número real gerado aleatoriamente no intervalo contínuo  $[0,1]$ ; e o decodificador, componente que mapeia um vetor de chaves aleatórias em uma solução para o problema de otimização, podendo assim calcular o seu custo simplesmente ordenando o vetor de chaves, gerando assim uma permutação que corresponde aos índices dos elementos ordenados (RESENDE, 2013).

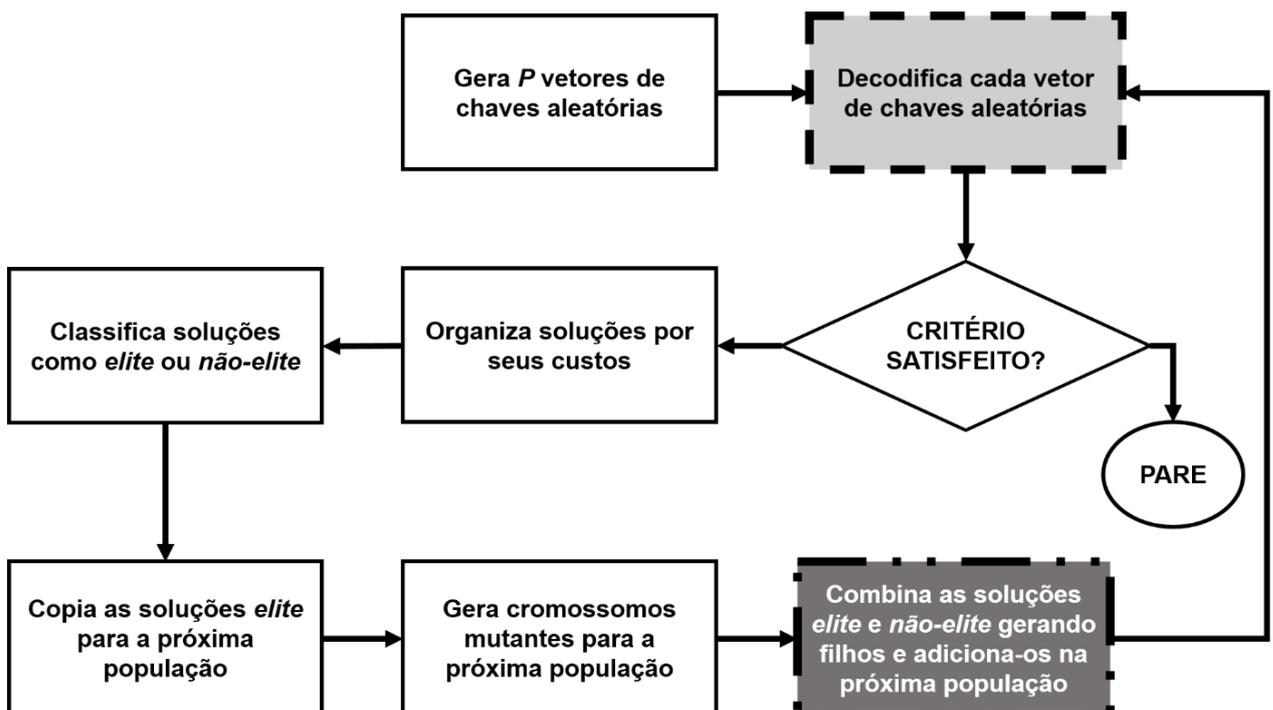
Esse algoritmo tem como características: ser um método aleatório; ter uma estratégia elitista, em que os filhos gerados herdam mais características do pai elite; não há mutação nos cruzamentos. Indicada para problemas de natureza combinatória, onde a ordem da combinação é importante.

No seu funcionamento o BRKGA se fundamenta restritamente ao RKGA, aplicando o princípio darwinista, onde os indivíduos mais fortes de uma população

possuem mais chances de se reproduzir e perpetuar seu material genético. O algoritmo começa com uma população inicial de  $p$  vetores de  $n$  chaves aleatórias e produz uma série de populações. Seguindo os passos:

- i) Na  $k$ -ésima geração, os  $p$  vetores da população são particionados em um conjunto pequeno de  $p_e < p/2$  vetores que correspondem às melhores soluções, conjunto esse é chamado de *elite* e o outro conjunto com o restante da população chamado de *não-elite*.
- ii) Todos os vetores *elite* são copiados, sem mudança, para a população da  $k+1$ -ésima geração, caracterizando o elitismo do princípio darwinista.
- iii) Em seguida,  $p_m$  vetores de chaves aleatórias são introduzidos na população da  $k+1$ -ésima geração. Esses vetores são chamados de *mutantes* e tem a função de evitar que a população convirja para um ótimo local não global.
- iv) Para completar os  $p$  elementos da população da  $k+1$ -ésima geração,  $p-p_e-p_m$  vetores são gerados combinando pares de soluções da população da  $k$ -ésima geração com a combinação uniforme parametrizada de Spears e DeJong (1991), onde uma solução é *elite* e a outra não. A figura 5 mostra todo o processo:

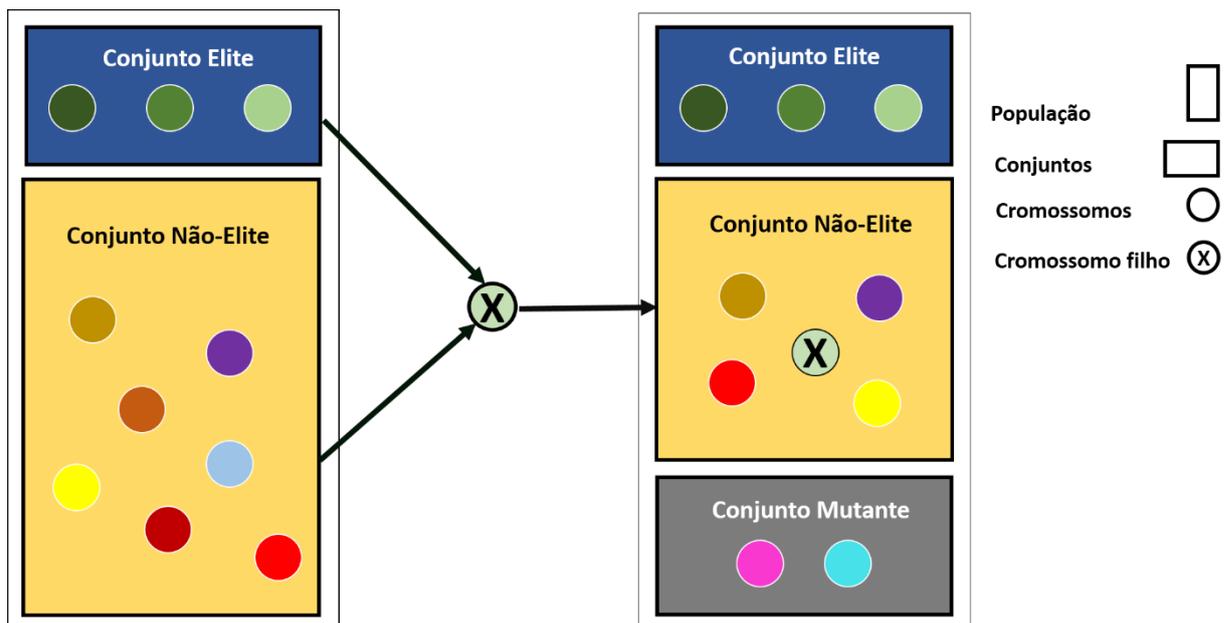
Figura 5: Estrutura do BRKGA



Fonte: Adaptado de Resende (2013)

A diferença entre o BRKGA e o RKGA está na forma que os pais são selecionados para cruzamento e como esse é implementado. O BRKGA vai um pouco além do que se refere ao darwinismo. Ambos algoritmos selecionam os pais aleatoriamente e com reposição. Sendo assim, um pai pode ter mais de um filho por geração. Porém, enquanto que no RKGA ambos os pais são escolhidos da população inteira, no BRKGA um dos pais é sempre escolhido do conjunto *elite*, enquanto que o outro é escolhido do conjunto *não-elite* (ou, em alguns casos, da população inteira). Ambos os algoritmos fazem a combinação de pais com o cruzamento uniforme parametrizado de Spears e DeJong (1991) para gerar o filho. Com isso no BRKGA um filho gerado tem maior probabilidade de herdar as chaves do pai *elite*, enquanto que no RKGA isso não ocorre necessariamente. Essa diferença entre o BRKGA e o RKGA quase sempre faz com que o BRKGA seja superior ao RKGA (RESENDE, 2013). A figura 6 mostra o processo evolutivo do BRKGA.

Figura 6: Processo evolutivo do BRKGA.



Fonte: Adaptado de Resende (2013).

## 4 PROPOSTAS DE SOLUÇÃO PARA O PASPPP

### 4.1 BRKGA

A implementação da metaheurística como proposta de resolução para o PASPPP foi desenvolvida na linguagem C e os testes computacionais foram executados em uma máquina com um processador Dual-Core, 2GB de memória RAM com um sistema operacional Ubuntu 14.04 LTS em instâncias benchmark com 5 classes de diferentes características mostradas abaixo.

**Tabela 1: Instância utilizadas**

Instância	Número de poços	Número de sondas
1	129	10
2	129	10
3	122	10
4	136	10
5	138	10

Essas instâncias disponibilizadas pelo LOIA - Laboratório de Otimização e Inteligência Artificial da UERN. Foram geradas aleatoriamente baseadas em características reais, onde um dos campos de petróleo da Fazenda Belém, localizada na Bacia Potiguar (RN-CE), foi considerado.

Seguindo todos os passos do funcionamento do BRKGA já citados anteriormente e fazendo o uso de seus componentes (chave aleatória e decodificador) conseguiu-se êxito na implementação e na obtenção de resultados. Algumas premissas da implementação foram:

- a) Os elementos do problema (poço e sonda) foram representados em estruturas de dados que armazenam todas as informações relevantes na implementação. Assim como componentes da metaheurística implementada. Como por exemplo: cromossomo, alelo, população, itinerário, tempo parado de um poço, tempo de uma sonda operando e solução.
- b) Um poço que solicita uma intervenção foi representado por uma chave aleatória, gerada de mesmo modo no intervalo entre 0 e 1. As características de uma solicitação considerada foram: identificador do poço, vazão de petróleo de um poço ( $m^3/dia$ ), profundidade e duração de manutenção no poço.
- c) Características desconsideradas na implementação: tipo de atividade solicitada (admitiu-se que a frota disponível realiza todos os tipos de serviço desde que possuísse profundidade suficiente) e a localização do poço (visto que as distâncias tanto dos poços como da sonda não foram usadas).
- d) Uma sonda de produção terrestre (SPT) foi alocada a uma intervenção, também de modo aleatório, levando em consideração se a sonda alocada tem profundidade suficiente para realizar a manutenção do poço.
- e) O decodificador realizou uma ordenação de maneira crescente nas intervenções tomando como critério suas chaves aleatórias. Gerando uma solução para o problema. Já que o vetor de chaves aleatórias foi mapeado podendo avaliar seu custo com base na ordem dos elementos.
- f) Com base nessa solução em que uma SPT foi alocada a uma intervenção, pode-se formar os itinerários para as sondas, assim como calcular o custo de cada um.
- g) O custo da solução é o cálculo do prejuízo da produção de um poço, que fica parado por um tempo esperando até que a manutenção tenha ocorrido. Os prejuízos dos itinerários de cada sonda são somados resultando no custo final da solução.
- h) O tamanho de uma população foi de 100 cromossomos, em que cada cromossomo é um vetor de chaves aleatórias, uma solução do problema e seu custo. Cada intervenção foi admitida como um alelo do cromossomo.

- i) Os cromossomos de uma população inicial foram ordenados quanto ao seu custo e divididos em dois grupos, seguindo os passos do funcionamento. O grupo *elite* contendo as 30 melhores soluções e o grupo *não-elite* contendo as demais.
- j) Buscando evoluir as soluções geradas para a população seguinte foi copiado o grupo *elite* da população anterior. Acrescentando a essa população que está sendo evoluída, filhos gerados combinando cromossomos do grupo *elite* e do *não-elite* escolhidos aleatoriamente.
- k) Os alelos que compõe os cromossomos filhos também foram sorteados. Dando uma probabilidade maior de que eles herdem características do pai elite. Nessa implementação foi dado 70% para o pai *elite* ser escolhido e 30% para o pai *não-elite*.
- l) Completando a população foram gerados cromossomos *mutantes*, soluções aleatórias.
- m) Os vetores de chaves aleatórias da nova população são decodificados e tem seu custo calculado. Guardando a solução e reinicializando o algoritmo até que o número máximo de soluções seja atendido.
- n) Os resultados foram obtidos com um número máximo de populações a serem evoluídas de 10.000 gerações.

A figura abaixo é um exemplo de como um cromossomo é formado, composto pela carteira de poços que solicitam intervenção, onde cada poço possui uma chave aleatória e uma sonda alocada de modo aleatório, estando apta para manutenção se possuir uma profundidade compatível a do poço.

**Figura 7: Cromossomo**

Cromossomo									
0,1295	0,1135	0,7654	0,8654	0,1263	0,2435	0,1541	0,9467	0,1212	0,5467
Poço A	Poço B	Poço C	Poço D	Poço E	Poço F	Poço G	Poço H	Poço I	Poço J
Sonda1	Sonda2	Sonda1	Sonda3	Sonda1	Sonda3	Sonda2	Sonda3	Sonda3	Sonda2

Esse cromossomo é decodificado e custo da solução é obtida. O decodificador ordena as chaves aleatórias gerando assim os itinerários das sondas e a ordem em que esses poços serão atendidos. A figura abaixo mostra o cromossomo decodificado.

Figura 8: Cromossomo decodificado

Cromossomo – Decodificado									
0,1135	0,1212	0,1263	0,1295	0,1541	0,2435	0,5467	0,7654	0,8654	0,9467
Poço B	Poço I	Poço E	Poço A	Poço G	Poço F	Poço J	Poço C	Poço D	Poço H
Sonda2	Sonda3	Sonda1	Sonda1	Sonda2	Sonda3	Sonda2	Sonda1	Sonda3	Sonda3

Assim obtemos os itinerários, mostrados abaixo.

Figura 9: Itinerários formados

Sonda 1	Sonda 2	Sonda 3
Poço E	Poço B	Poço I
Poço A	Poço G	Poço F
Poço C	Poço J	Poço D
		Poço H

## 4.2 BUSCA LOCAL ITERADA COMO PÓS-OTIMIZAÇÃO

Uma Busca Local Iterada (*Iterated Local Search* – ILS) é um método que gera uma sequência de soluções obtidas por uma heurística de busca local. De modo mais amplo, pode ser aplicada um método de otimização local. Essa é mais eficiente que a busca com recomeços, na qual escolhemos aleatoriamente vários pontos que pertencem ao espaço de soluções e aplicamos o algoritmo de busca local. (GOMES, 2009).

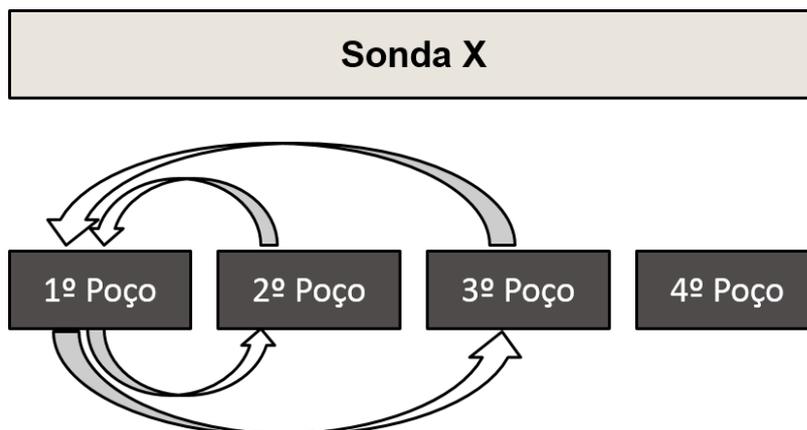
De acordo com Pacheco (2011) para a construção de uma busca local iterada são necessários quatro componentes: um procedimento para gerar uma solução inicial, uma busca local, um esquema de perturbação e um critério de aceitação. Para a solução inicial foram admitidos os resultados obtidos com o BRKGA. A busca local foi conseguida com um procedimento que executa as vizinhanças com um valor de entrada que avalia a solução da iteração. A perturbação funciona executando os movimentos de vizinhança (realocação de poços no mesmo itinerário, ou ainda em

itinerários diferentes), um 2-opt, onde os poços são trocados. Como critério de aceitação foi estabelecido que uma solução seria aceita sempre que melhorasse o custo da solução corrente.

A busca local iterada foi feita de acordo com Aloise et al. (2006), cujo o trabalho traz 9 estruturas de vizinhanças, porém nesse trabalho foram implementadas 2 das 9 estruturas abordadas.

A primeira estratégia de vizinhança consiste em executar troca de posições entre dois poços de um itinerário de uma sonda. Durante a execução do algoritmo testes foram feitos exaustivamente, onde todas as trocas possíveis foram realizadas, retornando sempre a melhor vizinhança encontrada. Com isso o melhor arranjo para um itinerário é conseguido. A figura abaixo ilustra a estratégia executada no itinerário de uma “Sonda X”.

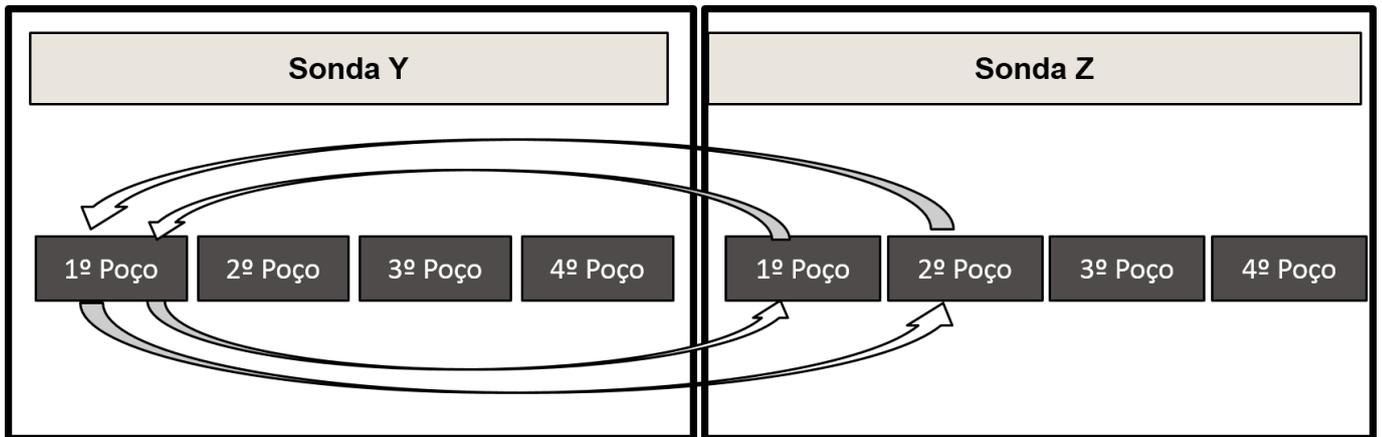
**Figura 10: Vizinhança 1**



**Fonte: Adaptado de Aloise et al. (2002)**

A segunda vizinhança tem como estratégia efetuar troca de poços entre sondas diferentes. Os teste foram realizados com todos os poços e sondas, encontrando a melhor alocação de um poço a uma determinada sonda como mostra a figura abaixo onde dois itinerários o da “Sonda Y” e “Sonda Z” estão envolvidos na estratégia.

Figura 11: Vizinhança 2



Fonte: Adaptado de Aloise et al. (2002)

A busca local foi implementada como uma pós-otimização do BRKGA, buscando melhorar os resultados obtidos com o BRKGA. Executando as duas vizinhanças citadas anteriormente exaustivamente no melhor cromossomo conseguido com o BRKGA, formando os itinerários finais.

## 5 RESULTADOS

### 5.1 BRKGA

Os resultados obtidos com a implementação utilizando as instâncias já mencionadas envolvem 3 parâmetros: número de gerações evoluídas, ou seja, número de vezes em que os passos do algoritmo são executados, conseguiu um número máximo de 10.000 gerações evoluídas com os recursos computacionais disponíveis; resultado do prejuízo total dos itinerários (em metros cúbicos por dia) e o tempo de execução da solução obtida (em segundos aproximadamente). Os resultados de cada instância foram obtidos em 30 experimentos, nos quais podemos avaliar seu desempenho, observando uma média do prejuízo total dos itinerários, o desvio padrão dos resultados em relação a essa média e o tempo médio de execução de cada instância.

**Tabela 2: Resultados do BRKGA**

	<b>Instância 1</b>	<b>Instância 2</b>	<b>Instância 3</b>	<b>Instância 4</b>	<b>Instância 5</b>
Média	8730,70	8076,27	7732,54	13923,62	11369,38
Desvio padrão	302,38	229,34	290,79	966,11	741,40
Média de tempo	203	203	187	222	223

## 5.2 BRKGA com ILS

O procedimento de pós-otimização ILS foi aplicado aos resultados obtidos com o BRKGA, obtendo melhorias significativas como resultado final. As tabelas abaixo também mostram a média do resultados do prejuízo dos itinerários, o desvio padrão dessa média e o tempo de médio de execução de cada instância.

**Tabela 3: Resultados do BRKGA com ILS**

	<b>Instância 1</b>	<b>Instância 2</b>	<b>Instância 3</b>	<b>Instância 4</b>	<b>Instância 5</b>
Média	7356,22	6779,01	6363,05	11284,74	9397,74
Desvio padrão	186,12	163,53	233,13	379,77	332,54
Média de tempo	203	203	187	222	223

## 5.3 COMPARAÇÕES DOS RESULTADOS

Comparando os melhores resultados de cada instância podemos perceber a melhoria do procedimento de busca local iterada como pós-otimização, em que o resultado final obteve uma diferença expressiva em relação ao BRKGA.

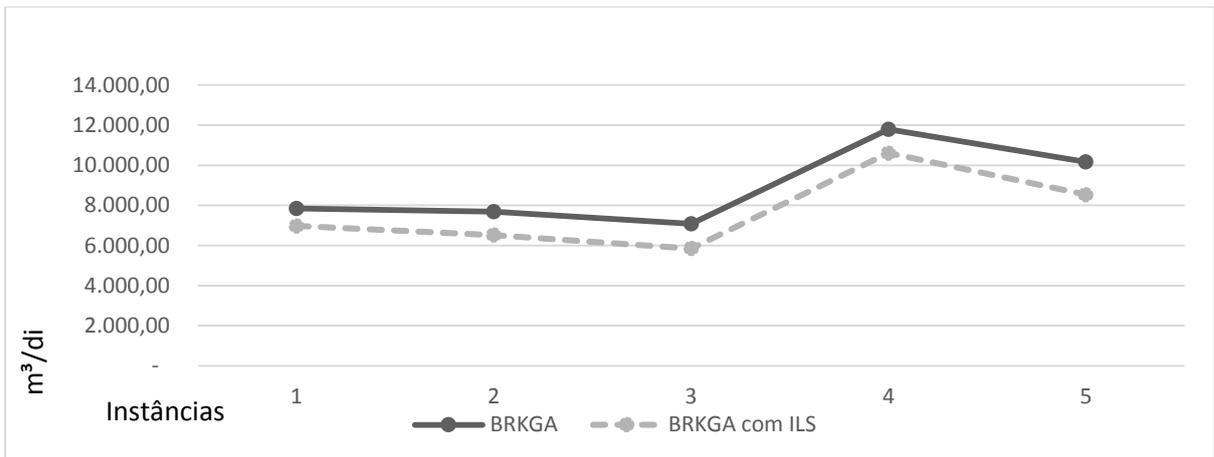
**Tabela 4: Comparação dos melhores resultados obtidos**

<b>Instâncias</b>	<b>BRKGA</b>	<b>BRKGA com ILS</b>
Instância 1	7.848,56	6.975,29
Instância 2	7.681,68	6.519,56
Instância 3	7.074,77	5.848,84

Instância 4	11.800,01	10.606,09
Instância 5	10.168,15	8.534,65

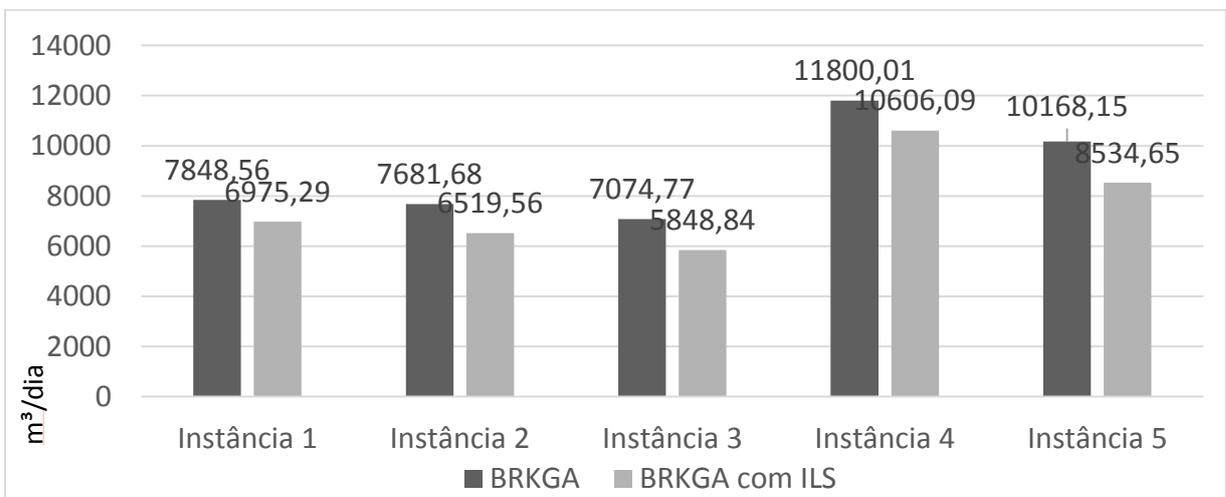
O gráfico abaixo apresenta a evolução do resultado.

**Figura 12: Gráfico comparativo dos algoritmos**



Em m³/dia, a instância que apresentou uma maior redução do prejuízo dos itinerários foi a instância 5 com 1.663,50 m³/dia, seguido da instância 3 com 1.225,93 m³/dia, instância 4 com 1.1992,12 m³/dia, instância 2 com 1.162,12 m³/dia e instância 1 com 873,27 m³/dia. O gráfico mostra melhor diferença de resultados.

**Figura 13: Gráfico comparativo das instâncias**



## 6 CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

Foram apresentados no trabalho um método de solução para o PASPPP por meio de algoritmo e um procedimento de pós-otimização auxiliando na otimização do gerenciamento das intervenções de poços de petróleo por sondas de produção terrestre.

O algoritmo BRKGA acrescido do procedimento de busca local iterada obteve as melhores soluções, já que esta estratégia conseguiu mesclar a diversificação com aleatoriedade do BRKGA e o método de intensificação com a busca local iterada, características ideais para que metaheurísticas encontrem soluções ótimas em qualquer problema.

O método de diversificação totalmente aleatório do BRKGA se mostra eficiente, apesar de não gerar soluções iniciais tão boas. Isso é melhorado com a intensificação realizada pela ILS na pós-otimização encontrando soluções melhores, implicando em uma redução considerável na perda de produção do campo de petróleo.

O problema de alocação de sondas de produção a poços de petróleo é um problema do dia-a-dia da indústria petrolífera, a construção de um método computacional baseado nas características do problema que gere uma solução válida em um tempo viável é de grande importância, visto a dinâmica e complexidade do processo de se estabelecer um itinerário que atenda todas as solicitações de modo de modo que o prejuízo com a não produção dos poços em falha seja minimizado.

## ANEXOS

**Tabela 5: Resultados instância 1**

<b>INSTÂNCIA 1</b>		
<b>BRKGA</b>	<b>BRKGA+ILS</b>	<b>TEMPO</b>
8.941,38	7.757,42	203
8.575,55	7.218,68	205
8.685,14	7.533,20	204
8.625,75	7.314,23	201
8.987,30	7.465,46	203
8.742,39	7.598,01	202
8.683,38	7.304,42	203
8.784,85	7.192,02	204
8.797,80	7.435,42	201
8.383,09	7.199,70	204
8.852,36	7.533,89	202
8.821,71	7.327,47	205
8.619,02	7.338,23	201
8.984,53	7.170,53	202
8.541,88	7.210,44	201
8.658,03	7.455,77	203
8.891,39	7.373,12	205
8.981,42	7.515,08	202
7.848,56	6.975,29	205
8.743,95	7.169,48	202
9.523,84	7.431,47	202
8.976,97	7.135,97	202
8.500,37	7.394,92	203
8.207,20	7.478,03	203
8.891,34	7.530,23	202
8.790,20	7.129,14	202
8.960,07	7.668,54	203
8.290,70	7.393,89	202
8.987,18	7.034,36	202
8.643,71	7.402,45	203

Tabela 6: Resultados instância 2

INSTÂNCIA 2		
BRKGA	BRKGA+HLS	TEMPO
7.697,57	6.835,90	202
7.880,37	6.640,30	205
7.681,68	6.644,62	205
7.845,43	6.750,20	203
7.975,56	6.570,28	204
8.254,03	6.870,17	204
8.489,67	6.747,27	205
8.190,42	6.638,35	202
8.013,28	6.656,84	201
8.485,19	6.777,11	203
8.307,19	6.662,98	201
8.079,65	6.712,59	202
8.100,18	6.896,76	204
8.536,77	6.652,03	202
7.846,10	6.572,23	203
7.958,48	6.770,96	204
7.956,37	6.822,33	201
8.007,74	6.523,68	203
8.272,13	6.749,96	202
8.138,74	6.519,56	205
7.951,36	7.255,32	203
8.169,77	6.982,07	203
8.109,92	6.839,54	202
8.350,06	6.863,12	203
8.078,84	6.984,87	202
7.773,21	6.806,15	204
8.121,23	6.862,40	202
7.916,04	7.024,33	203
8.297,97	6.956,83	203
7.803,32	6.781,79	202

Tabela 7: Resultados instância 3

<b>INSTÂNCIA 3</b>		
<b>BRKGA</b>	<b>BRKGA+ILS</b>	<b>TEMPO</b>
7.901,33	6.272,19	186
8.235,65	6.205,45	186
8.072,81	6.186,47	189
7.477,30	6.512,89	188
7.587,85	6.285,98	187
8.128,23	6.434,34	186
8.137,51	6.487,41	187
7.731,69	6.102,78	188
7.712,02	5.848,84	189
7.781,52	6.291,31	187
7.889,40	6.116,08	186
7.690,88	6.087,11	187
7.074,77	6.135,66	187
7.900,36	6.306,85	188
7.247,83	6.215,46	187
7.476,36	6.513,54	189
7.722,72	6.435,79	189
7.239,78	6.394,33	189
7.703,72	6.477,30	188
7.345,14	6.311,08	186
7.949,50	6.838,84	186
7.911,33	6.066,19	186
8.037,35	6.197,25	186
7.967,70	6.434,63	186
7.910,24	6.800,00	188
7.324,80	6.377,42	186
7.728,36	6.600,96	187
7.695,06	6.531,11	186
7.829,50	6.701,03	188
7.565,53	6.723,50	186

Tabela 8: Resultados instância 4

INSTÂNCIA 4		
BRKGA	BRKGA+ILS	TEMPO
12.077,98	10.839,14	223
11.800,01	10.703,73	222
13.445,85	11.662,16	221
13.606,54	11.438,24	222
15.694,36	10.745,25	222
14.369,73	11.279,38	221
15.259,16	10.606,09	223
13.863,69	11.429,79	223
14.775,12	11.400,43	222
13.050,47	11.448,78	221
14.093,88	11.168,41	221
14.464,60	11.801,02	222
15.231,92	11.390,24	223
13.644,39	11.142,59	222
13.470,75	11.362,03	221
14.299,30	11.400,01	222
14.494,25	11.780,03	223
14.576,79	11.224,60	223
13.932,03	11.860,78	222
14.287,89	11.151,72	223
15.319,60	12.119,39	221
12.755,51	10.957,82	223
13.295,08	11.182,46	221
13.814,67	11.142,69	223
12.623,79	10.709,13	221
14.633,12	11.595,09	221
14.507,63	11.652,83	222
13.804,81	11.240,77	221
12.331,45	10.712,81	223
14.184,52	11.395,02	221

**Tabela 9: Resultados instância 5**

<b>INSTÂNCIA 5</b>		
<b>BRKGA</b>	<b>BRKGA+ILS</b>	<b>TEMPO</b>
12.227,34	9.980,79	226
11.129,61	9.347,86	222
12.728,99	8.957,82	223
12.146,39	9.079,65	224
11.647,63	8.534,65	225
11.365,68	9.302,71	226
11.007,82	8.950,78	222
10.592,42	9.293,30	223
10.977,90	9.728,71	224
10.803,93	9.550,89	222
11.625,52	9.198,44	223
10.981,55	9.469,92	225
10.649,10	9.072,88	226
10.823,05	9.428,33	223
10.726,63	9.251,58	224
11.160,98	9.672,03	223
10.769,47	9.364,47	223
10.168,15	9.593,75	224
12.646,99	9.220,07	226
12.359,41	9.392,09	226
12.243,49	9.666,94	223
10.177,38	9.203,86	223
12.307,92	9.525,98	222
11.757,88	9.983,01	222
11.026,71	9.890,34	223
11.600,29	9.718,59	222
12.598,23	9.578,75	222
10.740,14	9.451,06	223
11.073,95	8.897,00	222
11.017,13	9.626,03	223

## REFERÊNCIAS

- ACCIOLY, R.; CHIYOSHI, Y. *Modelando as operações de suas sondas de petróleo utilizadas na manutenção da produção*. Editora Petrobrás, 2000.
- ALOISE, D. et al. *Heurísticas de colônia de formigas com path-relinking para o problema de otimização da alocação de sondas de produção terrestre – SPT*, Atas do XXXIV SBPO, 2002.
- ALOISE, D. et al., *Scheduling workover rigs for onshore oil production*. Discret Applied Mathematics, 2006.
- COSTA, R. L. Soluções para o problema de otimização de itinerário de sondas. Dissertação de Mestrado – UFRJ. 2005.
- DARWIN, C. *The Origin of Species*. [S.I.]: Bantam Classics, 1999.
- DAVIS, L. D. *Handbook of genetic algorithms*. [S.I.]: Van Nostrand Reinhold, 1991.
- DOURO, R. F; LORENZONI, L. L. *Um algoritmo genético-2opt aplicado ao problema de otimização de itinerário de sondas de produção terrestre*. Atas do XLI SBPO, 2009.
- GEYER-SCHULZ, A. *Fuzzy Rule-Based Expert Systems and Genetic Machine Learning (Studies in Fuzziness and Soft Computing)*. [S.I.]: Physica-Verlag HD, 1996.
- GOLDBARG, M. C. e LUNA, H. P. L. *Otimização combinatória e programação linear: modelos e algoritmos*, Campus, Rio de Janeiro, 2000.
- GOLDBERG, D. E. *Genetic algorithms in search, optimization & machine learning*. [S.I.]: Addison-Wesley, 1989.
- GOMES, F. A. M.; Tópicos em pesquisa operacional: Busca Local Iterada (ILS – Iterated Local Search). UNICAMP, 2009.
- HOLLAND, J. H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*. [S.I.]: A Bradford Book, 1992.
- OLIVEIRA, E. F. et al. *Scatter search aplicado ao problema de otimização da alocação de sondas de produção em poços de petróleo*, Atas do XXVII ENEGEP, 2007.
- OLIVEIRA, T. H. F. Abordagem híbrida para o problema de atribuição de localidades a anéis em redes SONET/SDH. Dissertação de Mestrado – UERN/UFERSA, 2015.
- PACHECO, A. V. F. Métodos de solução para o problema da alocação de sondas a poços de petróleo. Dissertação de Mestrado – UFES, 2011.

PACHECO, A. V. F.; RIBEIRO, G. M.; MAURI, G. R. *Novas soluções para o problema da alocação de sondas de produção a poços de petróleo com um grasp+path-relinking*. Atas do XLII SBPO, 2010.

RESENDE, M. G. C.; *Introdução aos algoritmos genéticos de chaves aleatórias viciadas*, Anais do Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional - SBPO, (2013).

THOMAS, J. E. *Fundamentos de Engenharia de Petróleo*. Interciência, 1999.