



**Business Intelligence**

**PUC**  
RIO

*RÔMULO PARMA GONÇALVES*

*Uso de algoritmo genético para otimização de rota  
de embarcação em atendimento a serviços  
offshore da indústria de óleo e gás.*

*Monografia de Final de Curso*

***29/12/2020***

***Monografia apresentada ao Departamento de Engenharia Elétrica da  
PUC/Rio como parte dos requisitos para a obtenção do título de  
Especialização em Business Intelligence.***

***Orientadores: Ana Carolina Abreu***

---

## Dedicatória

*Dedico este trabalho a meus pais, Sônia e Anizio, que sempre abdicaram de tudo o que foi necessário para que eu pudesse chegar até aqui.*

*E à minha querida esposa Ana Paula, que com muita dedicação, sempre me apoiou e me fez enxergar além.*

*Sem eles nada disso seria possível.*

## Agradecimentos

*Agradeço imensamente a todos que contribuíram para conclusão de mais esta etapa em minha vida.*

*Em especial, agradeço à minha esposa Ana Paula por todo o suporte e carinho, à minha filha Alice por acreditar e apoiar, aos meus pais por estarem sempre à disposição.*

*Também gostaria de agradecer aos meus colegas de curso, que deram muito apoio em momentos de dificuldade, em especial ao Rogério Leite, Marcus Morato, Cristhiano Zank e Marcio Jalil.*

*Agradeço aos professores da PUC pelos ensinamentos e apoio, em especial à minha orientadora pela paciência e suporte, professora Ana Carolina Abreu.*

*Agradeço aos meus colegas de trabalho da Petrobras, que foram muito solícitos e deram o apoio necessário para realização do curso, em especial ao meu gerente Renato Alves, por apoiar a continuidade do curso nos momentos de mudanças na carreira.*

*Enfim, agradeço a todos que contribuíram direta e indiretamente para conclusão deste trabalho. Muitíssimo obrigado, pois sozinho eu não o teria feito.*

## Sumário

1.	INTRODUÇÃO	1
1.1.	OBJETIVOS DO TRABALHO	1
2.	DESCRIÇÃO DO PROBLEMA	2
2.1.	CADEIA DE LOGÍSTICA	2
2.2.	PRODUÇÃO OFFSHORE DE PETRÓLEO NO BRASIL	2
2.3.	GAP TECNOLÓGICO NA LOGÍSTICA DE PRODUÇÃO DE PETRÓLEO	4
2.4.	TIPOS DE EMBARCAÇÕES DE SERVIÇOS EM PRODUÇÃO DE PETRÓLEO	5
2.5.	EMBARCAÇÕES DO TIPO RSV	5
2.6.	USO DE ALGORITMOS PARA OTIMIZAÇÃO LOGÍSTICA	6
3.	METODOLOGIAS	8
3.1.	OBJETIVO DO MODELO	8
3.2.	ALGORITMOS GENÉTICOS	8
3.2.1.	PROBLEMAS NP-COMPLETOS	9
3.2.2.	PRINCIPAIS CONCEITOS	11
3.2.3.	OPERAÇÕES BÁSICAS DE UM AG SIMPLES	12
3.2.4.	ESCOLHA DOS PARÂMETROS DO AG	13
3.2.5.	APLICAÇÕES	14
3.3.	DESCRIÇÃO DO MODELO	15
3.3.1.	PREMISSAS	15
3.3.2.	PARÂMETROS, VARIÁVEIS	16
	3.3.2.1. Parâmetros	16
	3.3.2.2. Variáveis	16
3.3.3.	RESTRIÇÕES	16
3.3.4.	FUNÇÃO OBJETIVO	18
4.	RESULTADOS	19
4.1.	DADOS BRUTOS	19
4.2.	ALGORITMO GENÉTICO NO SOLVER	20
4.3.	RESULTADOS PRELIMINARES	21
5.	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	24
6.	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	25

# **1. INTRODUÇÃO**

Neste trabalho serão apresentados diversos aspectos sobre a logística de operações especiais submarinas que dão suporte à exploração e produção de petróleo em alto mar, especialmente no Brasil, onde está concentrada a maior fatia de volume de óleo produzido no país.

## **1.1.OBJETIVOS DO TRABALHO**

O objetivo deste trabalho é produzir uma sequência otimizada para roteirização das ordens de serviços disponíveis para uma embarcação realizar, dentro de uma campanha específica. A rota proposta deverá ser gerada através de algoritmo genético.

Assim, segue os objetivos propostos:

- a) Criar restrições e ponderá-las de acordo com as especificidades dos problemas de execução de serviços offshore especiais da indústria de óleo e gás;
- b) Elaborar função objetivo que leve o algoritmo genético a responder de forma satisfatória às condições do problema;
- c) Gerar rota otimizada para planejamento e programação de embarcação.

## 2. DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

Neste capítulo serão apresentados aspectos sobre a logística de operações especiais submarinas, alguns aspectos sobre o cenário tecnológico em que se encontram as empresas do ramo de óleo e gás, assim como definições essenciais sobre as embarcações que prestam os determinados serviços.

### 2.1. CADEIA DE LOGÍSTICA

As cadeias de suprimentos e logística são um conjunto de atividades funcionais (transporte, controle de estoques, estoques, etc.) que se repetem inúmeras vezes ao longo do canal pelo qual matérias-primas vão sendo convertidas em produtos acabados e/ou serviços, aos quais se agrega valor ao consumidor (Ballou, 2006).

Para Lambert *et al.* (1998) *apud* Costa (2015), o gerenciamento é a integração de processos de negócios chave do usuário final, por meio de fornecedores originais que fornecem produtos, serviços e informações que agregam valor para clientes e outras partes interessadas.

Quando se trata de assuntos relacionados à logística de veículos, independente do modal, se terrestre, marítimo, aéreo ou até mesmo subterrâneo, logo surgem discussões voltadas à redução dos custos totais das operações, como otimização de rotas, de tempos de atendimento e consequentemente em possível redução de frota.

A depender da situação e cenários a serem tratados, um desses fatores pode ser mais preponderante que outro nas tomadas de decisão, uma vez que existem muitas variáveis envolvidas em todo o processo.

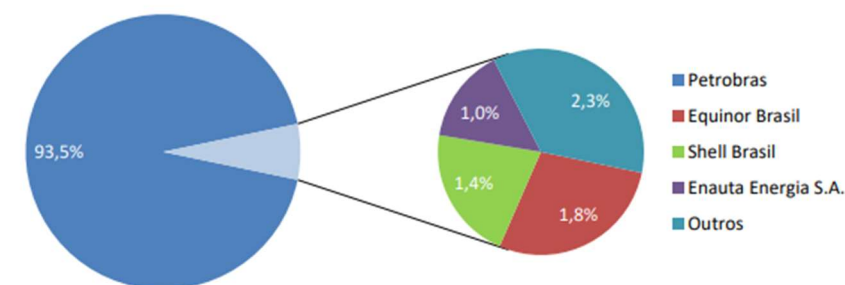
### 2.2. PRODUÇÃO OFFSHORE DE PETRÓLEO NO BRASIL

No trabalho em questão, a frota de veículos trata-se de embarcações que realizam operações que subsidiam a produção de óleo e gás, e por esse motivo, esses problemas vêm à tona em maiores proporções, já que trata-se de altos custos envolvidos em toda a cadeia de exploração e produção de petróleo, onde severas taxas diárias de afretamento costumam estar envolvidas nos contratos de prestação desses serviços.

Conforme Mendes (2007) *apud* Moura (2012), as operações de exploração marítima *offshore* podem ser caracterizadas como operações de frota industrial, sendo comum a ocorrência de problemas de roteirização e programação de navios visando minimização de custos operacionais ou maximização de receitas advindas dos serviços realizados por esta frota especializada. Devido ao horizonte de curto e médio prazo em que estes problemas estão inseridos, considera-se que a composição da frota está pré-determinada, não cabendo ao modelo determinar a composição ideal da mesma, mas apenas otimizar seu uso.

Uma característica predominante do *upstream* na cadeia de petróleo no Brasil, a nível de volume de produção e consequentemente em geração de riqueza, é a produção *offshore*. Nesta fase de exploração e produção em alto mar, parte fundamental dos custos estão atrelados aos serviços prestados por embarcações que compõem uma frota de centenas de barcos, desde aqueles de suporte àqueles de serviços técnicos especializados.

Segundo dados do Boletim da Produção de Petróleo e Gás Natural nº113 da ANP (Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis), a maior operadora atualmente no Brasil é a Petrobras, seguida por outras multinacionais (Figura 1).



Fonte: ANP/SDP/SIGEP  
Janeiro/2020

Nota: Considera todos os campos operados pela empresa, independentemente do percentual de sua participação no contrato.

Figura 1 – Distribuição da produção de petróleo por operador

Fonte: ANP - <http://www.anp.gov.br/arquivos/publicacoes/boletins-anp/producao/2020-01-boletim.pdf>

A Petrobras possui contratos de afretamentos e serviços com dezenas dessas embarcações, sendo sua maioria com atuação concentrada nas Bacias de Santos, Campos e Espírito Santo (Figura 2), no litoral da região sudeste. Essa produção situa-se a centenas de quilômetros da costa brasileira, o que implica em custos elevados em todas as etapas de extração e produção, assim como na execução logística das frotas envolvidas.

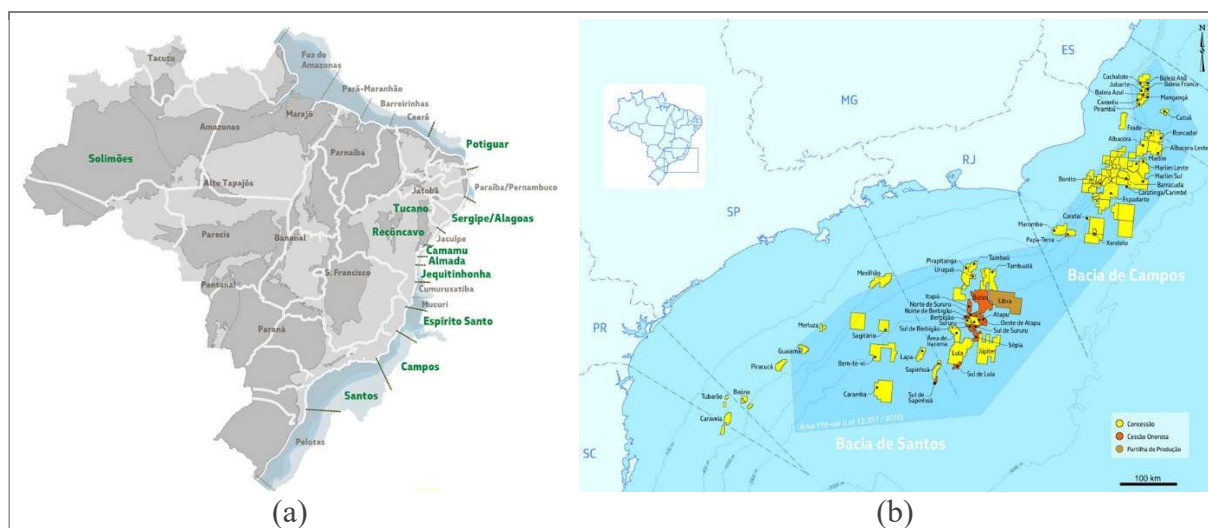


Figura 2 – Mapa do Brasil com as Bacias Produtoras de Óleo e Gás. Destaque principais bacias produtoras.

Fonte: PETROBRAS

(a) <https://petrobras.com.br/pt/nossas-atividades/principais-operacoes/bacias/>

(b) <https://petrobras.com.br/fatos-e-dados/a-descoberta-de-um-campo-de-petroleo-e-gas-natural-em-5-passos.htm>

As atividades envolvidas na construção e desenvolvimento dos campos de produção sofrem impactos consideráveis relacionados à logística das embarcações de serviços, que são

utilizadas tanto para fases de projetos quanto de implantação e descomissionamento das infraestruturas submarinas, permeando por toda a vida de produção do campo, desde antes de seu nascimento com as prospecções geofísicas e geológicas, até após findar sua utilização, com a desmobilização dos equipamentos submarinos e recuperação das áreas afetadas.

### 2.3. GAP TECNOLÓGICO NA LOGÍSTICA DE PRODUÇÃO DE PETRÓLEO

Nas operadoras de exploração e produção de óleo e gás, são comuns os centros de controle integrados, com objetivos diversos, dentre eles o de otimizar a atuação das embarcações nas prestações de serviço, garantindo assim uma visão conjunta do cenário como um todo, englobando as áreas de atuação das embarcações, os clientes atendidos em suas plataformas ou campos de petróleo, as rotas utilizadas entre os portos e os pontos de atendimento e a visualização espacial dotada do tempo despendido em cada tarefa.

Mesmo havendo recurso financeiro em abundância em empresas deste setor, se comparado a muitos outros, ainda é possível perceber que a transformação digital não é uma realidade nas rotinas destes centros integradores, uma vez que muitas das decisões sobre planejamento, programação e controle da frota é realizada a partir de análise manual ou com pouca automação, criando-se grandes lacunas quando se pensa em implantação de recursos com inteligência artificial.

A indústria do petróleo, apesar de muita tecnologia para prospecção e refino, apresenta um baixo nível de maturidade digital quando comparada a outras indústrias no Brasil (Figura 3), onde os setores mais bem posicionados no estudo da McKinsey Company (2019) são os de serviços financeiros, varejo, telecomunicações e tecnologia, apresentando superioridade significativa aos demais setores, como os de materiais básicos, químicos, agricultura, energia e óleo e gás.

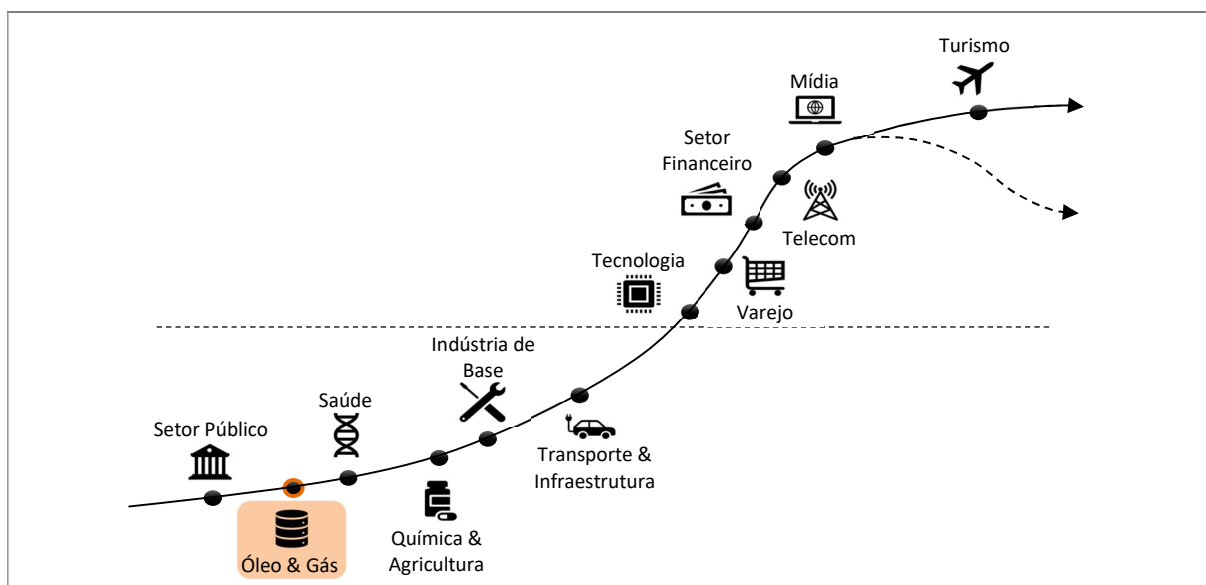


Figura 3 – Maturidade digital de diversas indústrias no Brasil

Fonte: Adaptado de (McKinsey Brasil) <https://www.mckinsey.com/br/our-insights/transformacoes-digitais-no-brasil#>



Este cenário traz grande abertura para investimentos e implantação tecnológica na indústria de combustíveis fósseis, já que soluções testadas e maduras em outros setores da economia podem ser adaptados para a realidade de empresas gigantes deste setor, trazendo benefícios em curtíssimo prazo, possibilitando geração de resultados e redução de custos.

## **2.4. TIPOS DE EMBARCAÇÕES DE SERVIÇOS EM PRODUÇÃO DE PETRÓLEO**

Os tipos de embarcações mais comumente utilizadas neste cenário de serviços para produção de petróleo, conforme definições da ABEAM (Associação Brasileira das Empresas de Apoio Marítimo), são:

- AHTS (*Anchor Handling Tug Supply*) que atuam como rebocador, manuseio de âncoras e transporte de suprimentos;
- DSV (*Diving Support Vessel*) e SDSV (*Shallow Diving Support Vessel*) que são embarcações para suporte e apoio aos mergulhos profundo e raso, respectivamente;
- PLSV (*Pipe Laying Support Vessel*), usado para construção e lançamento de linhas e dutos rígidos e flexíveis;
- RSV (*ROV Support Vessel*) equipados com veículos de operação remota (*Remotely Operated Vehicle*) para inspeção, manutenção, mapeamento e observação de equipamentos e obstáculos submarinos;
- RV (*Research Vessel*), que são embarcações de pesquisa, geralmente utilizadas para coletas de amostras ambientais; e
- SESV (*Subsea Equipment Support Vessel*) utilizados para instalação e desinstalação de equipamentos submarinos;

Além de muitos outros tipos de embarcações de suporte e apoio, de levantamentos sísmicos, de mapeamentos, navios sonda de perfuração e as próprias plataformas de petróleo e navios aliviadores.

O problema de logística a ser estudado neste trabalho, está relacionado à programação das tarefas para as embarcações especiais de serviços, e para fins de simplificação do problema, serão utilizadas como estudo de caso, as embarcações do tipo RSV.

## **2.5. EMBARCAÇÕES DO TIPO RSV**

Este tipo de embarcação (exemplo na Figura 4) foi escolhida para estudo pela sua vasta gama de opções de tipos de serviços possíveis de se realizar, aumentando assim a abrangência quanto ao leque de atendimentos, supondo-se que uma vez solucionado o problema para os RSVs, pode-se obter saídas mais ágeis para os demais barcos da frota.



Figura 4 – (a) Exemplo de uma embarcação RSV, e (b) exemplo de ROV sendo lançado.

Fontes: (a) <https://gcaptain.com/dof-subsea-rsv-geosund-ocean-protector/>

(b) <http://cmykdigest.com/173369/impacto-do-coronavirus-covid-19-no-mercado-global-de-rov-offshore-em-2020-demanda-da-industria-tendencias-previsao-2026/>

Na PETROBRAS, os RSV podem realizar dezenas de tipos de serviços, como manutenção, instalação e intervenção em equipamentos submarinos, inspeção de dutos, linhas, umbilicais, amarras de ancoragem e cascos de plataformas, mapeamento de rotas para lançamentos de linhas, inspeção visual do leito marinho para caracterização ambiental, levantamento geodésico cadastral, dentre diversos outros.

Assim, para realizar o planejamento e a programação dessas embarcações disponíveis na frota, são necessárias várias análises para suportarem as melhores decisões, já que cada barco tem suas especificidades, e cada serviço suas exigências físicas, econômicas e legais.

Neste trabalho, todos os RSV da frota serão considerados capazes de realizar todos os serviços capazes, independente de seus inúmeros diferentes recursos, principalmente os equipamentos, ferramentas e sensores instalados nos ROV, além de suas capacidades de potência, profundidade e até aspectos relacionados ao veículo, mesmo fora d'água, como em casos de lançamento e recolhimento para o convés da embarcação.

Outro fator que será considerado análogo em toda a frota do estudo, são os limites e condições contratuais, deixando dessa forma, a amostra mais homogênea e de fácil compreensão e manuseio.

## 2.6. USO DE ALGORITMOS PARA OTIMIZAÇÃO LOGÍSTICA

A busca por otimização de rotas e programação de frota é de fato um trabalho muito exigente para ser executado apenas com habilidades humanas ou poucos recursos computacionais, principalmente quando não aplicada inteligência artificial ou técnicas mais modernas.

O algoritmo genético é uma técnica de busca extremamente eficiente no seu objetivo de varrer o espaço de soluções e encontrar soluções próximas da ótima, quase sem necessitar de interferência humana, sendo uma das várias técnicas da inteligência computacional dignas de estudo (Linden, 2012).

Para execução das análises de planejamento das rotas das embarcações que realizarão os serviços, será proposta a utilização de algoritmos genéticos para tornar os serviços de planejamento e programação mais ágeis e eficientes.

### 3. METODOLOGIAS

Neste capítulo será descrito sucintamente as técnicas, a descrição, a formulação matemática e as restrições do modelo matemático desenvolvido para minimizar as distâncias percorridas pelas embarcações a fim de executarem sua carteira de serviços de forma mais ágil e eficiente, minimizando tempos de navegação e não produtivos como aguardando recursos na locação, ou aguardando por melhores condições meteoceanográficas para execução de suas tarefas.

#### 3.1. OBJETIVO DO MODELO

Conforme proposto para este trabalho, a solução para otimização de logística é na maioria das vezes uma tarefa complexa, e uma das vantagens de um algoritmo genético é a simplificação que eles permitem na formulação e solução de problemas de otimização.

O objetivo é buscar este limiar de soluções ótimas a um custo computacional o menos elevado possível, já que a depender do nível de complexidade da solução, a execução pode-se tornar impraticável.

O principal a ser atingido com o trabalho certamente é tornar os problemas humanamente impossíveis ou pobres computacionalmente, em soluções ágeis, inteligentes e ótimas, utilizando para isso, técnicas de Algoritmos Genéticos.

#### 3.2. ALGORITMOS GENÉTICOS

Algoritmos genéticos (AG) são um ramo dos algoritmos evolucionários e como tal podem ser definidos como uma técnica de busca baseada numa metáfora do processo biológico de evolução natural, através de técnicas heurísticas, que são técnicas projetadas para resolver um problema mais rapidamente quando os métodos clássicos são muito lentos, ou para encontrar uma solução aproximada quando os métodos clássicos não conseguem encontrar uma solução exata de otimização global (Linden, 2012).

Os problemas de otimização, de forma geral, são baseados em três pontos principais:

- a codificação do problema;
- a função objetivo que se deseja maximizar ou minimizar; e
- o espaço de soluções associado.

Pode-se imaginar um problema de otimização como uma caixa preta com  $n$  botões, onde cada botão é um parâmetro do problema. Assim também haverá uma saída, que é o valor da função objetivo, indicando se um determinado conjunto de parâmetros é bom ou não para resolver este problema.

Segundo Miranda (2020), os algoritmos genéticos são uma família de modelos computacionais inspirados na evolução, que incorporam uma solução potencial para um problema específico numa estrutura semelhante a de um cromossomo e aplicam operadores de seleção e "*cross-over*" a essas estruturas, de forma a preservar informações críticas relativas à

solução do problema. Normalmente os AG são vistos como otimizadores de funções, embora a quantidade de problemas para o qual eles se aplicam seja bastante abrangente.

O AG é indicado para a solução de problemas de otimização complexos, NP-Completo, como o "caixeiro viajante", que envolvem um grande número de variáveis e, consequentemente, espaços de soluções de dimensões elevadas. Além disso, em muitos casos onde outras estratégias de otimização falham na busca de uma solução, os AG convergem, pois são numericamente robustos, ou seja, não são sensíveis a erros de arredondamento no que se refere aos seus resultados.

### 3.2.1. PROBLEMAS NP-COMPLETOS

A sigla NP na denominação NP-Completo significa “Não Polinomial” e faz referência a todos os problemas cujos tempos de execução são associados a funções exponenciais (como  $2^n$ , por exemplo) ou fatoriais ( $n!$ ).

De acordo com Linden (2012), para perceber o desastre que é termos um tempo de execução associado a qualquer uma destas funções, basta ver os tempos de execução associados a algumas das principais funções de tempos de execução, descritos na Tabela 1:

Tabela 1 - Tempos de execução (em segundos) associado às funções  $n$  (*adaptado de Linden, 2012*)

$n$	$n^2$	$n^3$	$2^n$	$n!$
10	$10^2$	$10^3$	$\sim 10^3$	$\sim 10^6$
100	$10^4$	$10^6$	$\sim 10^{30}$	$\sim 10^{160}$
1000	$10^6$	$10^9$	$\sim 10^{300}$	$\gg 10^{300}$
10000	$10^8$	$10^{12}$	$> 10^{3000}$	$\gg 10^{3000}$

Agora levemos em consideração que uma máquina moderna pode realizar cerca de  $10^9$  operações em um segundo e veremos que se tivermos que realizar  $10^{30}$  operações (o suficiente para tentarmos resolver um problema de cujo tempo seja proporcional a  $2^n$  com  $n=100$  elementos), levaremos um tempo da ordem de  $10^{21}$  para terminá-las. Pensando que um dia tem pouco menos de  $10^5$  segundos, isto significa que levaremos um total de  $10^{16}$  dias ou aproximadamente  $10^{13}$  anos, mais do que a idade do universo (Linden, 2012).

Os problemas NP-completos apesar de parecerem raros, são mais comuns no cotidiano do que se possa imaginar, e não é diferente para o problema de logística da frota de embarcações.

Um problema NP-completo bem comum é o do “Caixeiro Viajante”, que pode ser resumido na situação em que o caixeiro deve sair de um ponto inicial, visitar diversos clientes/destinos, através de  $n$  estradas/caminhos possíveis e retornar ao ponto inicial, tendo que estabelecer um trajeto que custe o menor tempo possível, a fim de otimizar sua viagem, reduzindo seus custos e maximizando seu atendimento. Um breve exemplo pode ser visto na Figura 5.

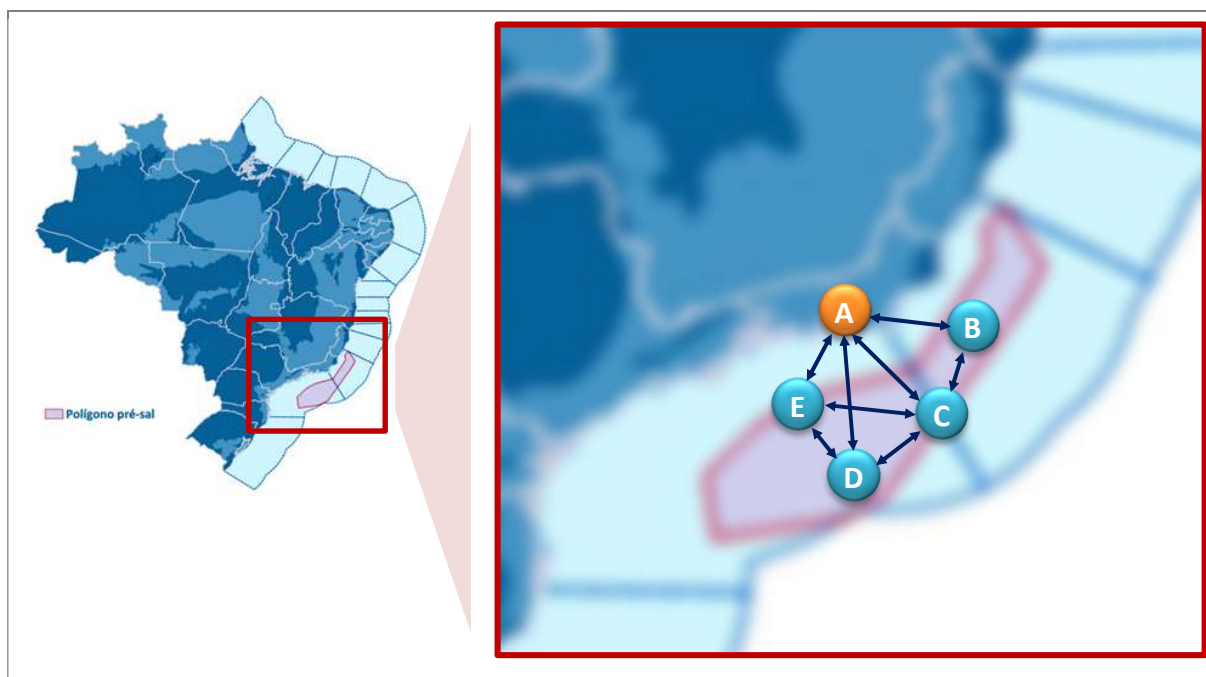


Figura 5 – Problema do “Caixeiro Viajante” adaptado para o cenário offshore do polígono do pré-sal.

Fonte: Adaptado de ANP: <http://www.anp.gov.br/exploracao-e-producao-de-oleo-e-gas>

Como no exemplo do Caixeiro Viajante, escolher esse caminho mínimo pode parecer óbvio em alguns cenários, já que seria simplesmente calcular todos os caminhos e escolher o de menor esforço. Para cenários com poucas variáveis, pode até ser verdade, mas quando se insere um número pouco mais elevado de opções de caminhos e destinos (Figura 6), a solução pode tornar-se computacionalmente muito complexa e demorada, a pontos de não ser possível aguardar a resposta.

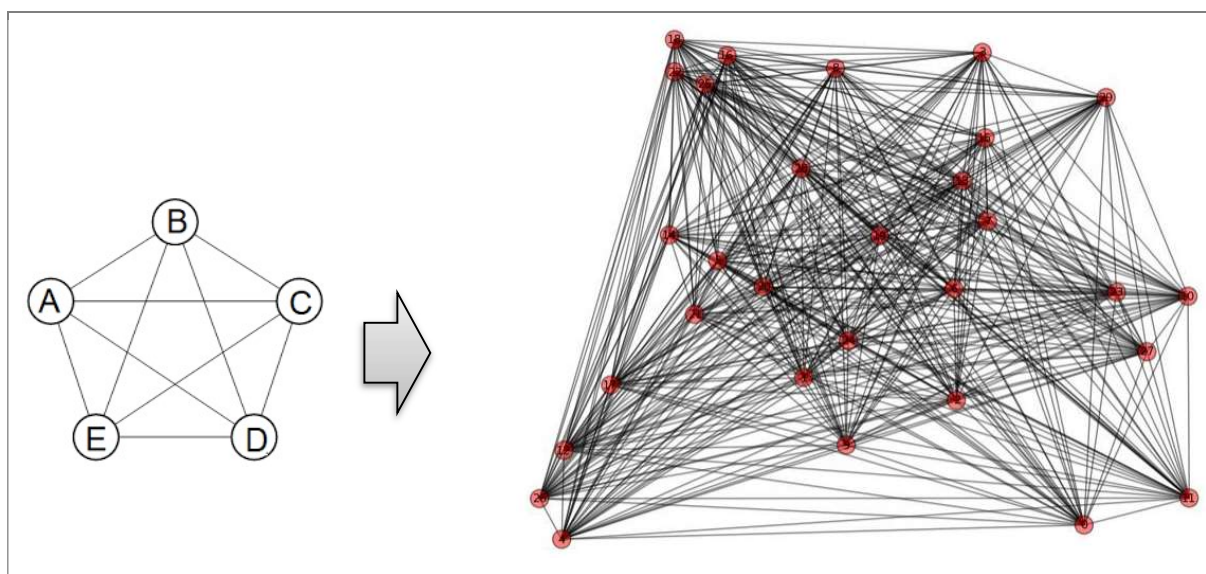


Figura 6 – Problemas do “Caixeiro Viajante” com números de variáveis distintas para cada situação.

### 3.2.2. PRINCIPAIS CONCEITOS

Como algoritmos genéticos são altamente inspirados na genética e na teoria da evolução das espécies, há uma analogia muito forte entre os termos da biologia e os termos usados no campo dos AG.

Segundo Miranda (2020), deve ser observado que cada cromossomo, chamado de indivíduo no AG, corresponde a um ponto no espaço de soluções do problema de otimização. O processo de solução adotado nos algoritmos genéticos consiste em gerar, através de regras específicas, um grande número de indivíduos (população), de forma a promover uma varredura tão extensa quanto necessária do espaço de soluções.

Segue alguns dos principais conceitos sobre esse tema a ser utilizados neste trabalho:

Tabela 2 - Terminologias adotadas em Algoritmos Genéticos (*adaptado de Linden, 2012*)

<i>Ligagem natural</i>	<i>AG</i>
cromossomo	indivíduo, string
gen	característica
alelo	valor
locus	posição
genótipo	estrutura
fenótipo	conjunto de parâmetros

Também podem ser encontrados os seguintes conceitos (Miranda, 2020):

- ***cromossomo (genótipo)***: cadeia de bits que representa uma solução possível para o problema;
- ***gene***: representação de cada parâmetro de acordo com o alfabeto utilizado (binário, inteiro ou real);
- ***fenótipo***: cromossomo codificado;
- ***população***: conjunto de pontos (indivíduos) no Espaço de Busca;
- ***geração***: iteração completa do AG que gera uma nova população;
- ***aptidão bruta***: saída gerada pela função objetivo para um indivíduo da população;
- ***aptidão normalizada***: aptidão bruta normalizada, entrada para o algoritmo de seleção;
- ***aptidão máxima***: melhor indivíduo da população corrente;
- ***aptidão média***: aptidão média da população corrente.

### 3.2.3. OPERAÇÕES BÁSICAS DE UM AG SIMPLES

Numa visão mais de alto nível dos AG, pode-se resumi-los conforme esquema na Figura 7, que exemplifica seu funcionamento de forma simplificada.

O que não está explícito, é a complexidade do processo de obtenção de uma representação cromossomial que seja adequada ao problema e uma função de avaliação que penalize soluções implausíveis, de forma que avalie satisfatoriamente o grau de adequabilidade de cada indivíduo como solução do problema em questão (Linden, 2012).

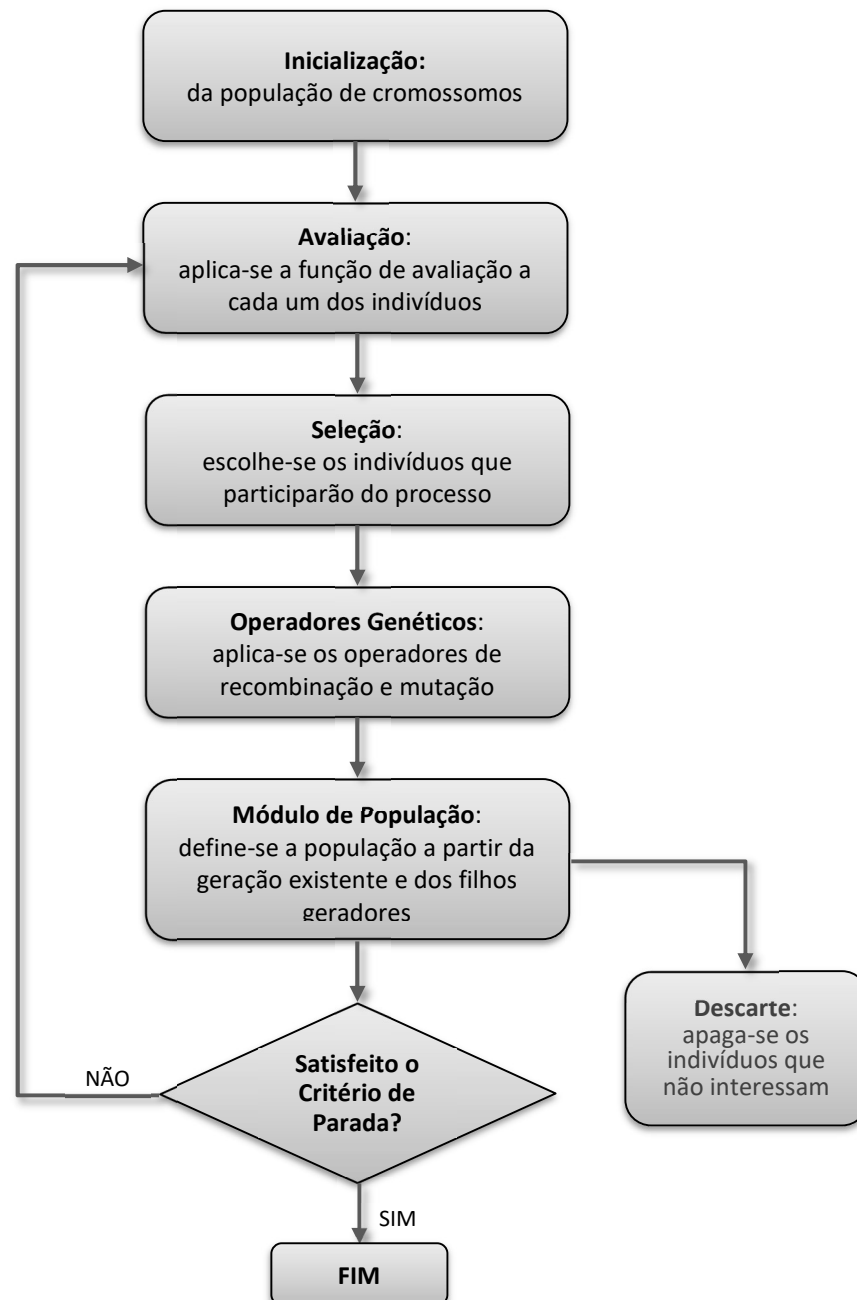


Figura 7 – Esquema de um algoritmo genético.

Fonte: Adaptado de Linden (2012).



Basicamente, o esquema da Figura 7 pode ser descrito da seguinte maneira:

- Inicialize a população de cromossomos;
- Avalie cada cromossomo na população;
- Selecione os pais para gerar novos cromossomos. Aplique os operadores de recombinação e mutação a estes pais de forma a gerar os indivíduos da nova geração;
- Apague os velhos membros da população;
- Avalie todos os novos cromossomos e insira-os na população;
- Se o tempo acabou, ou o melhor cromossomo satisfaz os requerimentos e performance, retorne-o, caso contrário volte para o passo c).

### 3.2.4. ESCOLHA DOS PARÂMETROS DO AG

Para a escolha dos parâmetros a serem aplicados no algoritmo genético, além da forma como o cromossomo é codificado, existem vários parâmetros do AG que podem ser definidos para melhorar o seu desempenho, adaptando-o às características particulares de determinadas classes de problemas. Entre eles os mais importantes são: o tamanho da população, o número de gerações, a probabilidade de *cross-over* e a probabilidade de mutação (Miranda, 2020).

O *cross-over* ou cruzamento, implica na definição em que, após os indivíduos selecionados na etapa de seleção, estes são cruzados de forma que a lista de indivíduos selecionados é embaralhada aleatoriamente criando-se, desta forma, uma segunda lista, chamada lista de parceiros. Cada indivíduo selecionado é então cruzado com o indivíduo que ocupa a mesma posição na lista de parceiros (Figura 8).

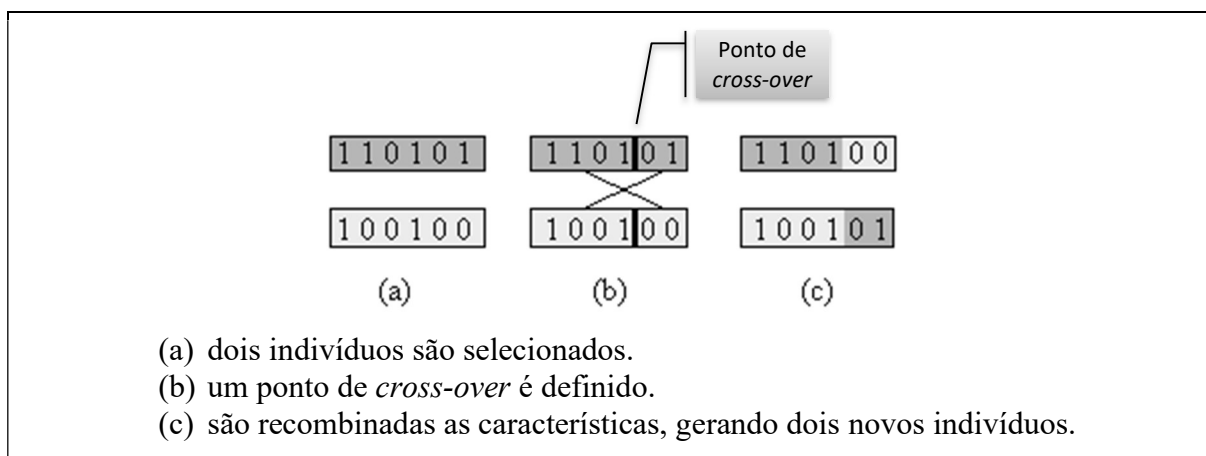


Figura 8 – Exemplo de *cross-over* de um ponto.

Fonte: <https://sites.icmc.usp.br/andre/research/genetic/>.

Cada parâmetro oferece influência no desempenho do algoritmo, a depender da classe de problemas, e a determinação do conjunto de valores para estes parâmetros depende da realização de extensivo número de experimentos e testes. Segundo Miranda (2020), os valores mais comumente encontrados estão na faixa de 60% a 65% para a probabilidade de *cross-over*

e entre 0,1% e 5,0% para a probabilidade de mutação, sendo o tamanho da população e o número de gerações, dependente da complexidade do problema de otimização, devendo ser determinados experimentalmente.

### 3.2.5. APLICAÇÕES

As aplicações dos Algoritmos Genéticos são tão vastas que podem praticamente ser consideradas infinitas, ou seja, sempre que houver necessidade de otimizar um problema, é muito provável que possa torná-lo tratável por um AG.

De acordo com Linden (2012), quando se busca entendimento a respeito de como um problema deve ser solucionado, as seguintes questões devem ser respondidas, e na sequência, o mecanismo tradicional de “seleção natural” dos AG é executado.

- a) Qual a representação adotada?
- b) Para esta representação, qual é o mecanismo dos operadores genéticos?
- c) Qual foi a função de avaliação utilizada?

Segundo Carvalho (2009), para um sistema performar em um ambiente dinâmico com bom desempenho, é geralmente exigido soluções adaptativas. E sistemas adaptativos buscam resolver problemas acumulando conhecimento sobre a problemática e utilizando os resultados como informações para gerar soluções aceitáveis.

Estes desafios, tipicamente se encontram nas áreas de configuração de sistemas complexos, alocação de tarefas, seleção de rotas, e outros problemas de otimização e aprendizado de máquina.

Dentre diversas aplicações dos AG e de acordo com Miranda (2020), pode-se destacar algumas como mais comuns:

- Programação Genética: gera a listagem de um programa, numa determinada linguagem específica, para que um determinado conjunto de dados de entrada forneça uma saída desejada.
- Computação Evolutiva: gera programas que se adaptam a mudanças no sistema ao longo do tempo.
- Otimização evolutiva multi-critério: otimização de funções com múltiplos objetivos que sejam conflitantes.
- Problemas de otimização complexos: problemas com muitas variáveis e espaços de soluções de dimensões elevadas. Ex: problema do caixeiro viajante, gerenciamento de carteiras de fundos de investimento.
- Ciências biológicas: modela processos biológicos para o entendimento do comportamento de estruturas genéticas.
- Autômatos auto-programáveis.

Devido ao grande número de variáveis que um AG trata, às populações elevadas e ao alto número de gerações para a cobertura do espaço de soluções, o trabalho pode ter um custo computacional elevado. Para problemas específicos é comum a utilização de algoritmos híbridos, que misturam técnicas de AG com métodos tradicionais de otimização.

### 3.3. DESCRIÇÃO DO MODELO

A descrição do modelo se baseia na apresentação das premissas consideradas, seguidas da determinação dos índices, parâmetros e variáveis adotadas, fechando com a função objetivo e restrições utilizadas.

#### 3.3.1. PREMISSAS

Esta seção apresenta as premissas consideradas para a elaboração do modelo matemático, como segue:

- a) **Tipo de Embarcação:** Serão consideradas apenas as embarcações de um tipo, e para este trabalho foi definido o RSV, visto que uma vez o modelo funcionando para este tipo de embarcação, ele estará apto para realizar a programação dos demais tipos. Um ponto a ser considerado, é que o modelo não fará distinção entre tipos de embarcação e será considerada uma homogeneização dos RSV, assim as diferenças técnicas entre essas embarcações serão desconsideradas e para este trabalho todos serão considerados capazes de realizar toda a gama de serviços possíveis por embarcação, sem limitação operacional por parte de uns em relação a outros;
- b) **Período para Programação:** Será considerado um prazo de até 14 dias para a programação dos barcos, visto que as embarcações que fazem troca de turma em Porto, o fazem normalmente a cada 14 dias, em atendimento à lei nº5811/72<sup>1</sup>, que em seu Art.8º, que versa o seguinte trecho:

*“O empregado não poderá permanecer em serviço, no regime de revezamento previsto para as situações especiais de que tratam as alíneas “a” e “b” do § 1º do art. 2º, nem no regime estabelecido no art. 5º, por período superior a 15 (quinze) dias consecutivos.”*
- c) **Priorização de Serviços:** A demanda de serviços deverá ser atendida conforme mais próximos forem seus finais de janela disponíveis para programação, não sendo impeditivo realizar um serviço com fim posterior, desde que atenda de forma mais eficiente a outros requisitos;
- d) **Parâmetros Meteoceanográficos:** Para este trabalho, como os RSV serão tratados de forma homogênea, não serão considerados os parâmetros meteoceanográficos para a programação das embarcações, visto que em situações em que uma embarcação não pudesse atender por condições de mar severas, as demais também não atenderiam. No entanto, para um caso em que se possua essa informação disponível, e que a frota seja tratada de forma heterogênea, a variável pode e deve ser inserida no modelo.

---

<sup>1</sup> Lei nº 5811/1972: Dispõe sobre o regime de trabalho dos empregados nas atividades de exploração, perfuração, produção e refinação de petróleo, industrialização do xisto, indústria petroquímica e transporte de petróleo e seus derivados por meio de dutos.

- e) **Modelo Determinístico:** Como o cenário a ser tratado é de um conjunto de entradas conhecido, do qual resultará um único conjunto de saídas, esse trabalho será resultado de um modelo determinístico.

### 3.3.2. PARÂMETROS, VARIÁVEIS

#### 3.3.2.1. PARÂMETROS

Os parâmetros consistem nos dados de entrada a serem utilizados no modelo, descritos como:

- Número da OS (ID)
- Coordenadas da OS (X, Y)
- Duração para execução da OS
- Início da janela de oportunidade para realização do serviço
- Fim da janela de oportunidade para realização do serviço

#### 3.3.2.2. VARIÁVEIS

As variáveis são as incógnitas a serem determinadas pela solução do modelo, conforme descritas a seguir:

- Ordem de atendimento das OSs:  
As variáveis a serem determinadas pelo modelo vão definir quais serviços deverão ser realizados em sequência, levando em consideração a condição de nunca se repetirem.

### 3.3.3. RESTRIÇÕES

As restrições a serem consideradas no problema são restrições do tipo *Soft*, ou seja, não são impeditivas, porém induzem a função objetivo conforme suas regras de restrição. Estas vão levar em consideração as definições a seguir:

- Tempo de Navegação ( $t_{NAV}$ ):  
O tempo de navegação deve ser o menor possível, já que quando a embarcação está navegando, não está produzindo, e por consequência não está gerando lucro. Este tempo de navegação deverá ser somado, enquanto o tempo total (navegação mais execução dos serviços), for inferior ao limite dos 14 dias da campanha.
- Tempo de Duração das Ordens de Serviço ( $t_{OS}$ ):  
O tempo de duração de execução das ordens de serviço, ao contrário do tempo de navegação, deve ser o maior possível, já que quanto mais tempo a embarcação está trabalhando, entende-se que mais rentabilidade a embarcação estaria trazendo ao negócio.

```

 $i = 0$ 
 $t_{NAV_0} = 0$ 
Enquanto  $T \leq C - 9$ , faça
     $T = t_{NAV_i} + t_{OS_i}$ 
     $i = i + 1$ 
Fim
 $t_{NAV} = \sum_0^i t_{NAV_i}$ 
 $t_{OS} = \sum_0^i t_{OS_i}$ 

```

*Sendo:*

*T: tempo total*

*t<sub>NAV</sub> : tempo de navegação*

*t<sub>OS</sub> : tempo de execução das OS*

*i: número de Ordens de Serviço atendidas*

*C: número de horas máximo previsto para a campanha. Se a campanha for equivalente a 14 dias, C será igual a 336 horas (14 x 24h).*

- **Peso (P):**

O Peso é uma restrição calculada para atender a dois motivadores.

- Um é baseado na proximidade da execução da OS com sua data final máxima para conclusão, denominada fim da janela ( $F_{JAN}$ ). Quanto menor a data ou mais próxima do fim, maior será o peso ( $P$ ) atribuído àquela OS.

Se  $F_{JAN} (\downarrow)$  então  $P (\uparrow)$

- O segundo cálculo para o peso, é baseado na distância necessária a ser percorrida para realização de nova OS. Quanto menor for a distância ( $Dist$ ), maior será o peso ( $P$ ) daquela OS na programação da carteira.

Se  $Dist (\downarrow)$  então  $P (\uparrow)$

```

 $i = 0$ 
 $t_{NAV_0} = 0$ 
Enquanto  $T \leq C - 9$ , faça
     $T = t_{NAV_i} + t_{OS_i}$ 
     $i = i + 1$ 
 $P_i = \frac{(F_{JAN_i} - F_{OS_0})^6}{(t_{NAV_i}^3 + 0,1)^3}$ 
Fim

 $P = \sum_0^i P_i$ 

```

*Sendo:*

$F_{OS_0}$ : data e horário final da OS do Porto

$F_{JAN}$ : data e horário da janela fim (limite) para término da execução da OS

- Quantidade de OS atendidas ( $i$ ):

Trata-se do somatório da quantidade de OS que o algoritmo conseguir responder como viável para planejamento e programação.

### 3.3.4. FUNÇÃO OBJETIVO

A função objetivo foi modelada de forma a atender aos principais requisitos de otimização do planejamento e programação da ordem em que os serviços deverão ser realizados da maneira mais eficiente e rentável.

Foram levadas em consideração na função objetivo, os tempos gastos em navegação e em execução dos serviços em si, uma variável de ponderação, e a quantidade de serviços a serem atendidos.

Segue a equação da função objetivo:

$$F_{OBJ} = \frac{i * P^2 * (\sum_0^i t_{OS})^2}{(\sum_0^i t_{NAV})^3} * 10^4$$

*A  $F_{OBJ}$  deverá ser MAXIMIZADA.*

## 4. RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados, de forma muito sucinta e preliminar, os resultados encontrados com o desenvolvimento das formulações das equações descritas para atingir os objetivos propostos.

### 4.1. DADOS BRUTOS

Segue exemplo de uma parcela dos dados brutos tratados e utilizados.

Neste trabalho foram utilizados dados de quase trezentas ordens de serviço disponíveis, a fim de planejar a melhor rota para uma embarcação em uma campanha pré-determinada.

O tratamento desses dados se deu no sentido de formatação, padronização, dentre outras que não afetam os valores e resultados.

Na Figura 9 é apresentado um quadro com uma amostra dos dados brutos utilizados, e uma gráfico representando as posições tratadas a partir dos dados brutos, afim de demonstrar espacialmente o contexto do problema.

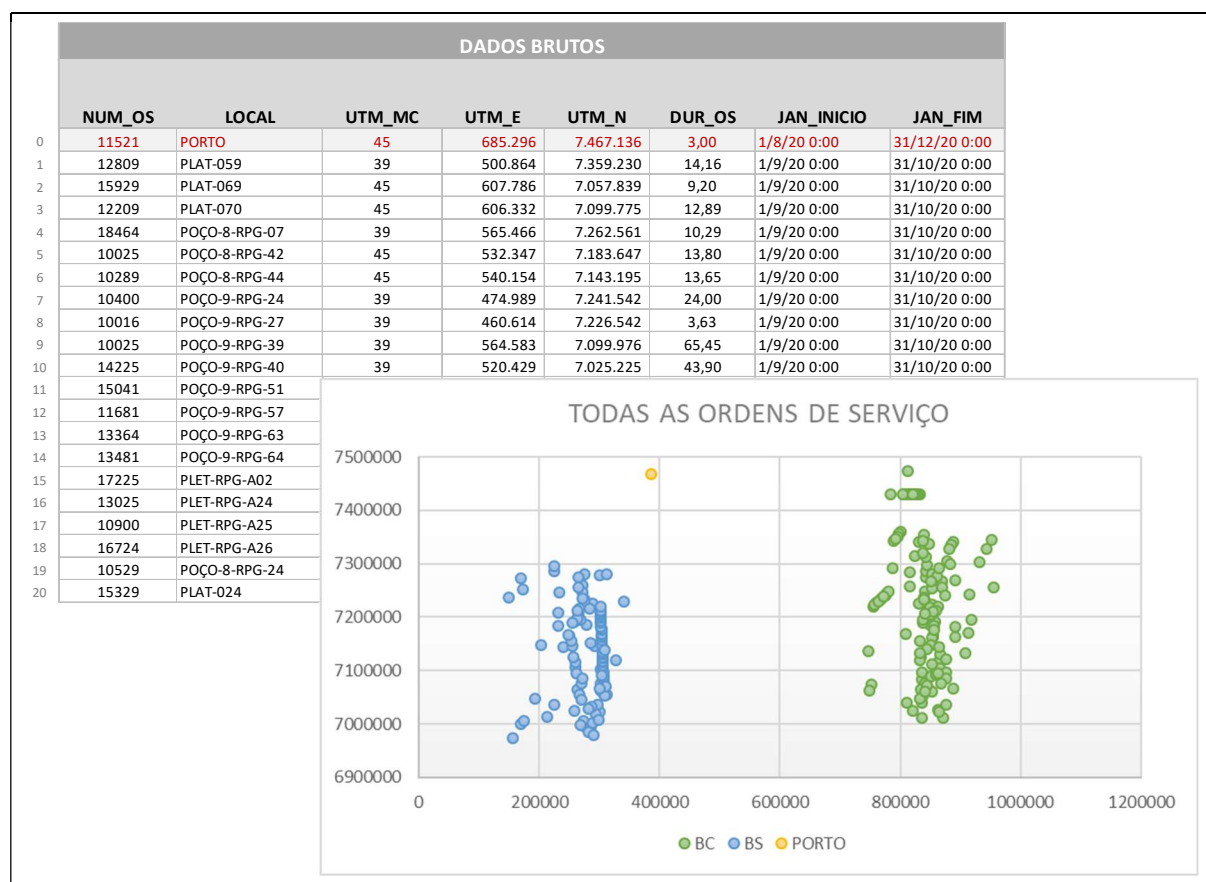


Figura 9 – Exemplo de dados brutos utilizados.

## 4.2. ALGORITMO GENÉTICO NO SOLVER

O trabalho teve seu desenvolvimento inicial numa planilha do MS Excel, para facilitar a visualização e elaboração das funções objetivo e suas auxiliares.

Na Figura 10, segue exemplo de uso do algoritmo genético no software MS Excel, através da ferramenta SOLVER, assim como os parâmetros utilizados para encontrar a solução demonstrada neste texto.

Vale ressaltar que foram testadas várias interações com a ferramenta, e encontrados resultados diversos, desde quando se iniciou as variáveis, até em situações em que estas não foram reiniciadas. Isso proporcionou diversos resultados, sempre satisfatórios ao se observar o contexto e localização das Ordens de Serviço.

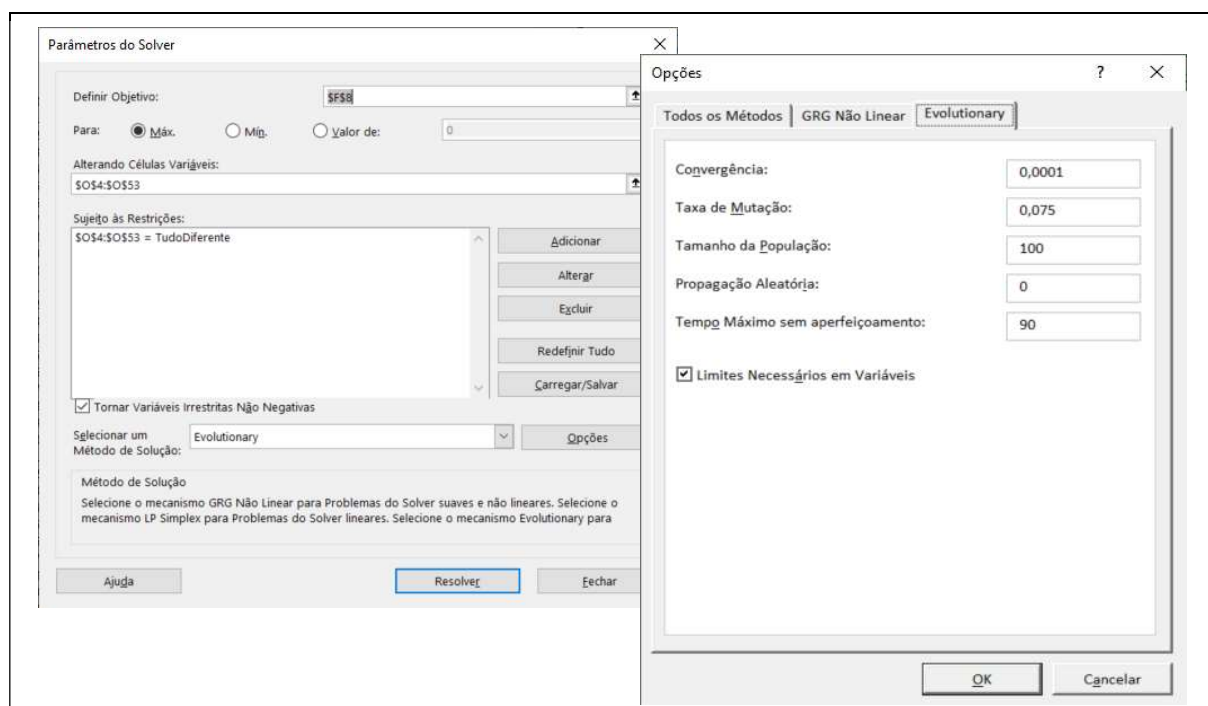


Figura 10– Parâmetros utilizados na ferramenta SOLVER do MS Excel.

Na Figura 11 é apresentado um painel utilizado no MS Excel para apresentação dos resultados preliminares das funções que suportaram a função objetivo, assim como a própria função objetivo, em destaque.

Neste painel também é possível realizar modificações iniciais, como data de início do planejamento, duração da campanha e velocidade média de navegação da embarcação.





Na Figura 13 é apresentado o croqui da rota seguindo a ordem de execução das ordens de serviço, e na Figura 14 um mapa de situação da rota sobre os pontos disponíveis.

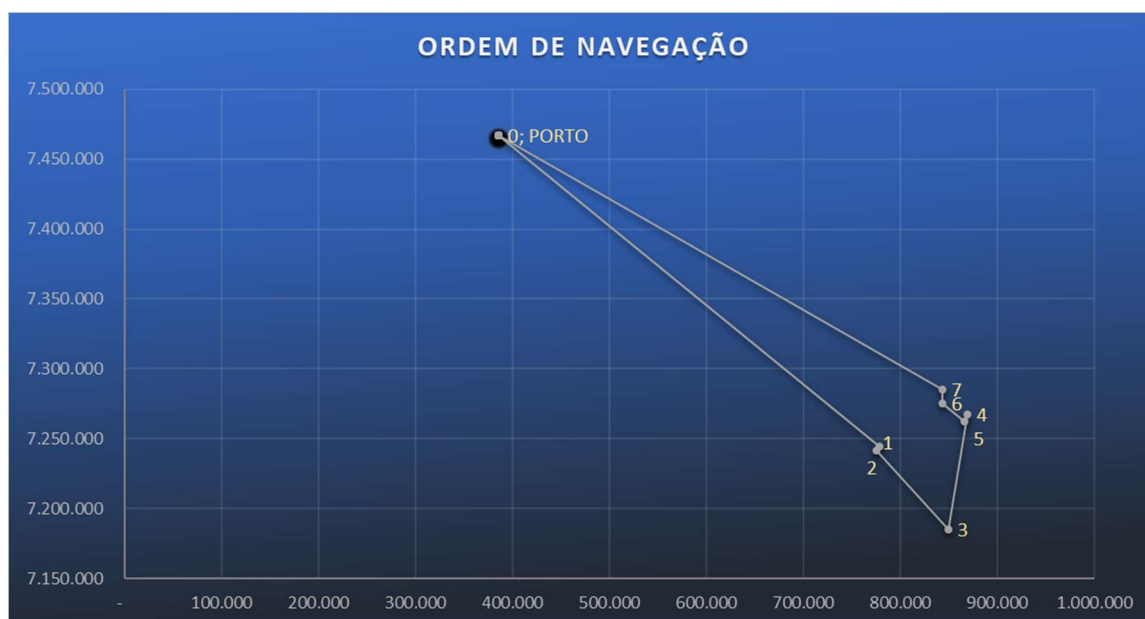


Figura 13– Mapa de resultado da melhor rota para atendimento às demandas conforme o tamanho possível para a campanha.

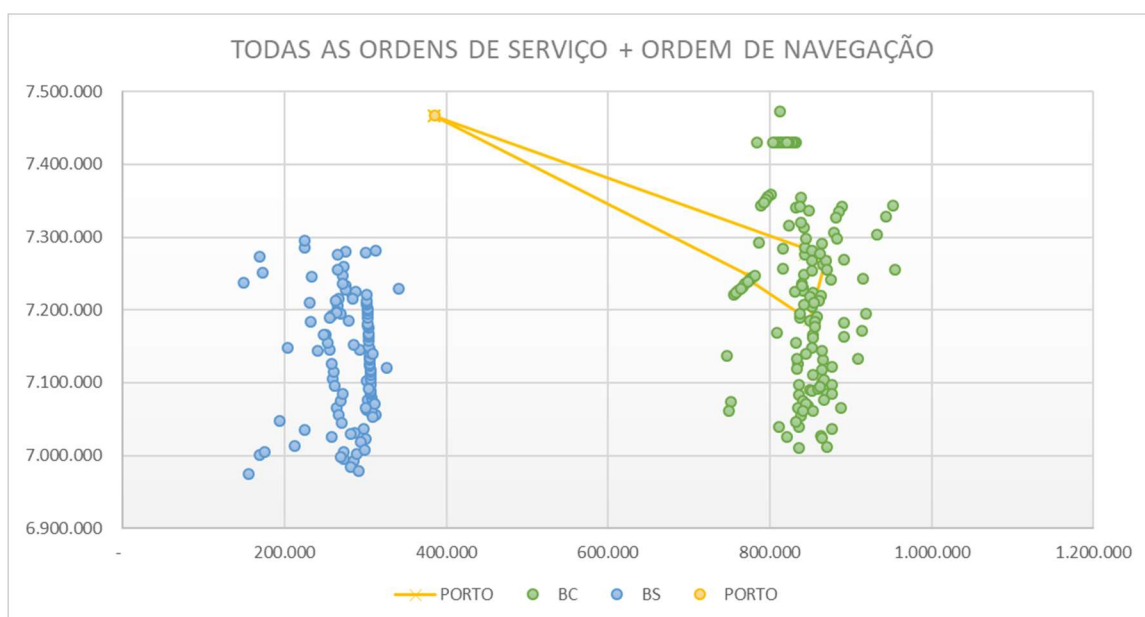


Figura 14– Mapa situação das demandas e a rota otimizada pelo algoritmo genético.

Os resultados encontrados e apresentados se mostraram satisfatórios, e foram gerados vários resultados diferentes, à medida que foi rodado o algoritmo genético através do Solver.

Todos os resultados se mostraram consistentes, apesar de diferentes entre si a cada vez que o algoritmo foi executado, mostrando assim a eficácia do modelo proposto.

Vale ressaltar que o trabalho não é definitivo e muitas são as melhorias e testes que podem ainda ser realizados para aumentar o foco em otimização.

## 5. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Os resultados preliminares apresentados e testados neste modelo se mostraram coerentes e satisfatórios na busca pela programação otimizada da frota submarina.

Os resultados apresentados até aqui, não esgotam a busca por melhorias no modelo e no processo de cálculo da rota otimizada para planejamento e programação de embarcação para realização das ordens de serviço de óleo e gás em regime *offshore*.

A fim de tornar mais automática a solução e com menos necessidade de manipulação dos dados, é sugerida a implementação das funções em linguagem de programação *Python*, que absorve bem a necessidade de tratamento deste tipo de dado.

Para trabalhos futuros, sugere-se a inclusão de mais variáveis ao modelo, como a escolha de várias embarcações, gerando múltiplas rotas, assim como outros tipos de restrições, como a inclusão de parâmetros de condições meteoceanográficas que são realidade nas tarefas deste tipo de planejamento e programação de embarcações.

## 6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABEAM, Associação Brasileira das Empresas de Apoio Marítimo. Disponível em: <http://www.abeam.org.br/>. Acessado em setembro de 2020.

ANP, Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis. Disponível em <http://www.anp.gov.br>. Acessado em outubro de 2020.

ANP, Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis. **Boletim da Produção de Petróleo e Gás Natural** - nº 113, jan.2020, <http://www.anp.gov.br/arquivos/publicacoes/boletins-anp/producao/2020-01-boletim.pdf>. Acessado em outubro de 2020.

BALLOU, R.H, **Gerenciamento da cadeia de suprimentos: Logística Empresarial**. 5ª edição, São Paulo Editora Bookman, 2006.

CARVALHO, A.P.L.F., **Algoritmos Genéticos: Fundamentos e Aplicações**. USP – Departamento de Ciência da Computação, 2009. Universidade de São Paulo, São Paulo - SP. Disponível em <https://sites.icmc.usp.br/andre/body.htm>. Acessado em setembro de 2020.

COSTA, P.F.F., **Otimização da logística de operação de navios aliviadores de petróleo usando programação matemática**. (M.Sc.). Dissertação – PUC-Rio, Rio de Janeiro. 2015.

LAMBERT, D.M., COOPER, M.C., PAGH, J.D., **Supply Chain Management: Implementation issues and research opportunities**. The international Journal of logistics Management. Volume 9, 1998.

LINDEN, R. **Algoritmos Genéticos – Teoria e Implementação**. 3ª edição, Editora Ciência Moderna. 2012.

McKinsey Brasil. **Transformações digitais no Brasil: Insights sobre o nível de maturidade digital das empresas no país. 2018-2019**. Disponível em: <https://www.mckinsey.com/br/our-insights/transformacoes-digitais-no-brasil#>. Acessado em agosto de 2020.

MENDES, A.B., **Programação de Frota de Apoio a Operações “Offshore” Sujeita a Requisição de Múltiplas Embarcações para uma Mesma Tarefa**. 2007. 240 p. (D.Sc.). Tese – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo. 2007.

MIRANDA, M.N., **Algoritmos Genéticos: Fundamentos e Aplicações**. UFRJ – GTA, Grupo de Teleinformática e Automação. Universidade Federal do Rio de Janeiro. Disponível em <http://www.nce.ufrj.br/GINAPÉ/VIDA/alggenet.htm>. Acessado em outubro de 2020.

MOURA, V.C., **Programação de Frota de Embarcações de Lançamento de Dutos**. 2012. 85p. (M.Sc.). Tese – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo. 2012.