

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALAGOAS
PROGRAMA MULTIDISCIPLINAR DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
MODELAGEM COMPUTACIONAL DO CONHECIMENTO**



**OTIMIZAÇÃO DE ROTAS DE HELICÓPTEROS OFFSHORE
UTILIZANDO ALGORITMO GENÉTICO**

ALLAN RONNEY VIANNA MOTTA

Maceió - AL

2013

ALLAN RONNEY VIANNA MOTTA

**OTIMIZAÇÃO DE ROTAS DE HELICÓPTEROS OFFSHORE
UTILIZANDO ALGORITMO GENÉTICO**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo curso de Mestrado em Modelagem Computacional do Conhecimento do Instituto de Computação da Universidade Federal de Alagoas, orientado pelo Prof. Dr. João Inácio Solleti.

Maceió-AL

2013

Catálogo na fonte
Universidade Federal de Alagoas
Biblioteca Central
Divisão de Tratamento Técnico
Bibliotecário: Valter dos Santos Andrade

M921o Motta, Allan Ronney Vianna.
Otimização de rotas de helicópteros offshore utilizando algoritmo genético /
Allan Ronney Vianna Motta. – 2013.
77 f. : il.

Orientador: João Inácio Solleti.

Coorientadora: Roberta Vilhena Vieira Lopes.

Dissertação (mestrado em Modelagem Computacional de Conhecimento) –
Universidade Federal de Alagoas. Instituto de Computação. Maceió, 2013.

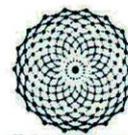
Bibliografia: f. 76-77.

1. Otimização de rotas. 2. Helicóptero offshore. 3. Algoritmo genético.
4. Algoritmo genético de Holland. 5. GAADT. I. Título.

CDU: 004



UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALAGOAS/UFAL
Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional de Conhecimento
Avenida Lourival Melo Mota, Km 14, Bloco 09, Cidade Universitária
CEP 57.072-900 – Maceió – AL – Brasil
Telefone: (082) 3214-1364



MODELAGEM
COMPUTACIONAL
DE CONHECIMENTO

Membros da Comissão Julgadora da Dissertação de Mestrado de Allan Ronney Vianna Motta, intitulada: “Otimização de Rotas de Helicópteros *Offshore* Utilizando Algoritmo Genético”, apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional de Conhecimento da Universidade Federal de Alagoas em 19 de setembro de 2013, às 09h00min, no auditório do Laboratório de Sistema de Separação e Otimização de Processos (LASSOP/UFAL).

COMISSÃO JULGADORA



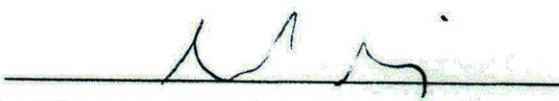
Prof. Dr. João Inácio Soletti
UFAL – Centro de Tecnologia
Orientador



Profa. Dra. Roberta Vilhena Vieira Lopes
UFAL – Instituto de Computação
Co-orientadora



Prof. Dr. Manoel Agamemnon Lopes
UFAL – Centro de Ciências Agrárias
Examinador



Prof. Dr. Mauro Antonio da Silva Sá Ravagnani
UEM – Centro de Tecnologia
Examinador

Maceió, setembro de 2013.

*Meu Deus criador,
A minha mãe, inspiração maior e a
A minha esposa, eterna companheira.*

AGRADECIMENTOS

Ao Criador pela benção a mim proporcionada para que fosse possível a conclusão de mais uma etapa em minha vida.

A minha mãe, Aparecida Viana, por ser minha fonte inspiradora, como batalhadora e orientadora de como almejar meus sonhos e fazer sempre o possível para conquistá-los, dando o melhor de si. Por ser minha heroína em todos os momentos e pelos princípios ensinados.

Ao meu pai, João Roberto, por compartilhar na mesma época as dificuldades de enfrentar uma pós-graduação. E pelas valorosas e insistentes cobranças a realização das coisas corretas.

A minha esposa, Isaura Viana, pela dedicação, paciência, amor, carinho e orações. Por ser companheira de todas as horas.

A minha tia Barthyra Viana, pelas horas dedicadas a me ouvir e entender, nos momentos difíceis.

As minhas queridas irmãs Allana Roberta e Arachelle Rose, pelo carinho a mim dedicado, mesmo distante.

Ao professor Luis Paulo pela confiança no ato do processo seletivo do mestrado.

A professora Branca Jurema Ponce pela motivação final para conclusão da dissertação.

Ao professor João Solleti por ter assumido a responsabilidade da orientação e pela ajuda em encontrar o direcionamento correto a ser seguido na dissertação.

A professora Roberta Lopes, por ter sido minha co-orientadora e por tratar seus alunos como verdadeiros filhos, ajudando-os a transpor mais esta etapa da construção do conhecimento. E por iluminar os caminhos da pesquisa com seus conhecimentos e por entender minha ansiedade de concluir o mestrado.

Agradeço aos professores do Mestrado em Modelagem Computacional do Conhecimento (Evandro, Eliana, Patrick, Coradine, Henrique Pacca e Leandro).

Aos amigos conquistados Cléo, Euzébio, Andrea, André Domarques, Claudio, Manuela, Valter e Fabrícia.

Aos membros da banca, pela contribuição dada na conclusão desta dissertação.

Aos funcionários (Vitor e Humberto), por contribuírem significativamente com a formação do conhecimento e por dirimirem as dúvidas que ocorriam ao longo desta caminhada.

Por fim a todos que contribuíram direta ou indiretamente na conclusão deste trabalho.

“Nas grandes batalhas da vida,
o primeiro passo para a vitória
é o desejo de vencer.”

Mahatma Gandhi

RESUMO

Com a descoberta de petróleo na camada do pré-sal, em regiões oceânicas do Brasil, se desperta a necessidade de incrementar dispositivos tecnológicos de análise, para dar sustentabilidade ao sistema produtivo de combustível no país. A partir daí, vislumbra-se a problemática do controle de tráfico aéreo de helicópteros *offshore*, que dão suporte logístico às plataformas de petróleo e a otimização de rotas. Então, neste trabalho propusemos minimizar rotas, diminuindo, portanto o consumo de combustível destas aeronaves, bem como otimizar o tempo gasto com as viagens entre plataformas e aeroportos, utilizando os métodos heurísticos de Algoritmos Genéticos. Para a realização de uma melhor análise, fizemos duas implementações, sendo a primeira com Algoritmo Genético de Holland e a segunda com Algoritmo Genético Baseado em Tipos Abstratos de Dados – GAADT, obtendo resultados com melhor desempenho na segunda implementação.

Palavras chave: **Otimização de rotas, Helicópteros Offshore, Algoritmo Genético, Algoritmo Genético de Holland, GAADT**

ABSTRACT

This with the discovery of oil in the Pre-Salt layer, in oceanic regions of Brazil, it is aroused the need to improve technological devices of analysis, to ensure the sustainability of the system of fuel production in the country. From there we conjecture about the problem of air traffic control of offshore helicopters, which give logistical support to oil platforms and to optimization of routes. In this job, we proposed to minimize routes, thus decreasing the fuel consumption of these aircraft, as well as to optimize the time spent on travel between airports and platforms, using the heuristics methods of Genetic Algorithms. To perform a better analysis, we made two deployments, the first with Holland's Genetic Algorithm and the second with Genetic Algorithm Based on Abstract Data Types – GAADT, getting results with better performance in the second implementation.

Keywords: *Optimization of routes, Offshore Helicopters, Genetic Algorithm, Holland's Genetic Algorithm, GAADT.*

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Exemplo de representação binária para um cromossomo x1.....	37
Figura 2 - Exemplo do procedimento de ponto de corte para geração dos descendentes	41
Figura 3 - Exemplo de procedimento de uma mutação em um mesmo cromossomo	42
Figura 4 - Mapa conceitual da resolução com Algoritmo Genético.....	44
Figura 5 - <i>Crossover</i> de dois pontos de corte aleatório.....	47
Figura 6 - Exemplo de <i>Crossover</i> uniforme.....	48
Figura 7 - Desenho da representação do cálculo de distâncias entre dois pontos no globo terrestre.....	58
Figura 8 - Interface do sistema (local de seleção dos fatores a serem calculados pelo algoritmo).....	61
Figura 9 - Interface de cadastro de configurações.....	67
Figura 10 - Exemplo de cadastramento das configurações	70
Figura 11 - Resultado do sistema para uma determinada configuração.....	71
Figura 12 - Exemplo de resultado do sistema para uma determinada configuração.....	72
Figura 13 - Configuração padrão para realização dos testes	73

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Matriz de distâncias entre os pontos geográficos referente às plataformas de petróleo e Aeroporto de Aracaju..	60
Tabela 2- Representação do “ <i>fitness</i> ” encontrado após cálculo do algoritmo genético.	60
Tabela 3 -Exemplo de coordenadas geográficas para pontos de plataformas e aeroporto.	62
Tabela4 -Resultado do 1° teste da execução do algoritmo genético de Holland.....	63
Tabela5 -Melhores Fitness do Resultado do 1° teste da execução.....	63
Tabela6 -Matriz de Distâncias entre os pontos, inclusive aeroporto.....	63
Tabela7 -Resultado do 2° teste da execução do algoritmo genético de Holland, utilizando os mesmos dados inseridos no 1° teste.....	64
Tabela8 -Melhores Fitness do Resultado do 2° teste da execução.....	64
Tabela9 -Matriz de Distâncias entre os pontos, inclusive aeroporto.....	64
Tabela10 -Resultados do terceiro e último teste proposto ao sistema. (apenas os 05 melhores indivíduos).....	65
Tabela11 -Melhores Fitness do Resultado do 3° teste da execução.....	65
Tabela12 Resultado apresentado do 1° teste ao sistema – “Sisplataforma – V2”.....	74
Tabela13 -Melhores Fitness do 1° teste ao sistema – “Sis plataforma – V2”.	74
Tabela14 -Resultado apresentado do 2° teste ao sistema – “Sisplataforma – V2”.	75
Tabela15 -Melhores Fitness do 2° teste ao sistema – “Sis plataforma – V2”.	76
Tabela16 -Resultado apresentado do 3° teste ao sistema – “Sisplataforma – V2”.	76
Tabela17 -Melhores Fitness do 3° teste ao sistema – “Sis plataforma – V2”.	77

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	14
CAPÍTULO 1 -CONTEXTUALIZAÇÃO DO PETRÓLEO Erro! Indicador não definido.	9
1.1 Petróleo.....	19
1.2 No Cenário mundial e no Brasil	19
1.3 Camada pré-sal	21
1.4 Petróleo em Sergipe.....	22
1.5 Nova descoberta em Sergipe-Alagoas	23
1.6 Helicópteros <i>offshore</i> operando para o pré-sal	29
1.7 Problema das rotas dos helicópteros offshore	30
1.8 Traveling Salesman Problem.....	25
1.9 Problemas de rota	32
CAPÍTULO 2 - ALGORITMO GENÉTICOS	28
2.1 Algoritmo genético de Holland (AG).....	28
2.2 Representação do algoritmo genético.....	28
2.3 Aplicações do AG.....	29
2.4 Formas de representação do AG.....	31
2.5 Mecanismos de seleção de indivíduos.....	32
2.6 Tipos de operadores genéticos.....	41
2.7 Iniciando a população.....	36
2.8 Critérios de parada e parâmetros	36
2.9 Fundamentações matemática para AG	37
2.10 Desempenho de algoritmo genético	38
2.11 Outras técnicas, parâmetros e operadores genéticos	39
2.12 Algoritmo genético baseado em tipos abstratos de dados - GAADT.....	48
2.13 Tipos básicos do GAADT	43
2.14 Os operadores genéticos do GAADT	44
2.15 Probabilidade de mutação e cruzamento	49
CAPÍTULO 3 - RESULTADOS E DISCUSSÕES	57
3.1 Sistema “Sis Plataforma” com AG de Holland	57
3.2 Resultados do sistema “Sis Plataformas”	591

3.3 Sistema “Sis Plataforma – V.2” com GAADT.....	605
3.4 Cadastro de configurações.....	616
3.5 Escolha do tipo de helicóptero	617
3.6 Escolha do aeroporto	628
3.7 Escolha da hora de início da rota.....	628
3.8 Quantidade de pessoas/cargas a ser transportada	69
3.9 Local de embarque de cada pessoa/carga.....	69
3.10 Local de desembarque de cada pessoa/carga.....	650
3.11 Execução do sistema “Sis Plataforma – V.2”	660
3.12 Resultado do sistema “Sis Plataforma – V.2”	682
3.13 Sis Plataforma – V2: primeiro teste.....	693
3.14 Sis Plataforma - V2: segundo teste.....	75
3.15 Sistema Plataforma - V2: terceiro teste.....	76
3.16 Discussão sobre os sistemas "Sis Plataforma" com AG de Holland e "Sis Plataforma - V2" com GAADT.....	77
CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	699
SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS.....	75
REFERÊNCIAS	76

INTRODUÇÃO

Este trabalho surgiu da necessidade de busca da identificação e resolução de problemas com relação a rotas aplicadas a um caso na área de logística para o transporte em aeronaves do tipo helicópteros da empresa Petrobrás; tratando com a metodologia de geração de colunas, com pretensão de obter resultado promissor com aplicabilidade ao problema real da empresa. Abordagem diferente daquela dada por Moreno (2005).

Deste modo, pretende-se experimentar uma nova abordagem para o problema, a qual é baseada em métodos heurísticos, os quais prometem obter resultados também satisfatórios, além disto, nestes métodos podemos aumentar a quantidade de restrições impostas pelo problema de rotas.

A necessidade de incrementar dispositivos tecnológicos de análise, para dar sustentabilidade a sistema produtivo de combustível no país é um dos fatores nos fazem pensar sobre como melhorar cada vez mais este setor. Apartir daí, vislumbra-se a problemática do controle de tráfico aéreo de helicópteros offshore, que dão suporte logístico às plataformas de petróleo e a otimização de rotas. Observou-se também a necessidade de que o custo da extração do petróleo seja inferior ao custo da sua comercialização e distribuição, isso só poderá ocorrer se os processos e tecnologias aplicadas ao setor forem capazes de minimizar cada vez mais o custo para a extração.

Então, neste trabalho propusemos minimizar o trajeto das rotas, diminuindo, portanto o consumo de combustível destas aeronaves, bem como aperfeiçoar o tempo gasto com as viagens entre plataformas e aeroportos, utilizando os métodos de Algoritmo Genético.

Para isto, começamos a comparar o tipo de problema dos helicópteros com outros já resolvidos. Então esbarramos em uma tratativa para o problema que se assemelhava ao *Traveling Salesman Problem* (TSP).

Percebemos então que se tratássemos este tipo de problema como uma Otimização Combinatorial com múltiplas restrições ou objetivos, poderíamos encontrar resultados satisfatórios.

A justificativa para a execução desta dissertação se faz, a partir do momento da descoberta de petróleo na camada do Pré-sal, momento em que toda a comunidade científica inicia estudos referentes às possíveis melhorias a serem implantadas no setor petrolífero.

Estando o país em pleno desenvolvimento econômico e social, isso nos leva a crer que o desenvolvimento sustentável aplicado a setores de desenvolvimento, acarretará conseqüentemente grandes ganhos para o país como um todo, pois a busca de conhecimento e tecnologias novas faz com que seja agregado valor ao serviço a ser executado.

Tal trabalho ensejará em um sistema capaz de informar aos pilotos de helicópteros offshore, ou seja, aqueles que transportam pessoas, ferramentas, entre outros objetos, quais as melhores rotas a serem percorridas de acordo com informações previamente fornecidas ao sistema. Desta forma evitando, acidentes de colisões de tráfego, desperdício de combustível, desgastes de peças antes do tempo, melhores condições de trabalho para os pilotos entre outras vantagens.

Os objetivos gerais desta dissertação é especificar e programar um sistema capaz de informar ao seu usuário, quais as melhores rotas e condições de tráfego, tendo em vista um ambiente não determinístico.

Quanto aos objetivos específicos se deu através da utilização de metodologias de “Descoberta de Conhecimento e Otimização de Decisões” em conjunto com técnicas de algoritmos evolucionários, pretendendo examinar pesquisas sobre sistemas evolutivos de apoio a tomada de decisão; estudos sobre os fatores que podem influenciar nas tomadas de decisões do sistema, além de serem tomados como subsídios para a representação do cromossomo, função de adaptação e comportamento dos operadores genéticos;

Foi preciso definir a arquitetura, modelos e funções necessárias para as implementações em linguagem de programação, tendo como perspectiva principal a metodologia das heurísticas, mais especificamente os algoritmos genéticos. Tendo, portanto como intenção final a disponibilização de um *software* capaz de dar apoio as tomadas de decisões para funcionários e empresas do ramo de extração de petróleo, auxiliando então no dia-a-dia destas pessoas.

Para isto, foi necessário aumentar o nível de conhecimento a respeito do problema a ser solucionado. Então se despertou quanto à similaridade entre o problema das rotas de helicópteros e o problema do caixeiro viajante. Esta descrição do problema será apresentada no segundo capítulo desta dissertação, o qual faz menção tanto ao problema do caixeiro viajante, quanto ao problema das rotas de helicópteros offshore.

Iniciou-se, portanto uma busca por conhecimentos sobre heurística voltada ao problema do caixeiro viajante e o discernimento em quais métodos evolucionários deveriam ser aplicados para que encontrássemos resultados relevantes.

Então atentamos para necessidade de análise através de dois métodos, duas implementações foram feitas, sendo a primeira com Algoritmo Genético de Holland e a segunda com Algoritmo Genético Baseado em Tipos Abstratos de Dados – GAADT.

Estes métodos foram utilizados para demonstração da eficácia de cada um, bem como a título de análise do tempo de convergência para cada um deles.

No contexto da criação de novas tecnologias e da grande importância de sua implantação nas diversas áreas do conhecimento, para que sejam fornecidos subsídios capazes de construir de forma sólida processos auto-sustentáveis, é de grande valia tais esforços, os quais tornaram processos antigos em processo obsoletos.

A partir daí, apresentaremos no terceiro capítulo desta dissertação, um sistema que se utiliza basicamente de heurística, tendo como metodologia a aplicação do algoritmo genético de Holland, para o problema do caixeiro viajante. Tal sistema utiliza um banco de dados com informações sobre a localização das plataformas de petróleo da região costeira brasileira próxima ao estado de Sergipe. Lembrando ainda que, este *software* foi submetido e publicado em forma de artigo em uma conferência internacional, vem virtude da atualidade de seu tema e os resultados obtidos.

Em seguida no quarto capítulo apresentaremos outro sistema que também se baseia em heurística do tipo Algoritmo Genético, mas que por sua vez se utiliza do método baseado em Tipos Abstratos de Dados, onde o ambiente é não determinístico.

Tais sistemas possuem como finalidade e intenção de melhor na tomada de decisão dos pilotos de helicópteros offshore, dando-lhes rápidas respostas quanto às decisões de tráfego aéreo, bem como, quais melhores rotas a serem seguidas, trazendo benefícios econômicos para o setor.

Iremos abordar no quinto capítulo deste trabalho as métricas utilizadas e os critérios adotados para as implementações e para a análise dos dois sistemas, bem como aos melhoramentos proporcionados por cada um deles.

Por fim iremos concluir que é realmente de extrema necessidade o uso de novas tecnologias nas diversas áreas do conhecimento, bem como atentar para a importância desta dissertação para o setor produtivo de petróleo.

CAPÍTULO 1 – CONTEXTUALIZAÇÃO DO PETRÓLEO

Este capítulo trata de abordar a problemática a ser trabalhada nesta dissertação, sendo delimitada através da observação do cenário nacional de necessidades para o setor petrolífero. Ao imaginarmos temas relacionados à logística e transporte aéreo, logo surge à ideia de quantitativo de viagens realizadas por helicópteros, mais especificamente aqueles que atendem a demanda imposta pelas plataformas de petróleo.

Portanto, iniciaremos com algumas informações necessárias ao entendimento da matéria, discorrendo desde o petróleo, passando pelo cenário mundial da situação petrolífera no Brasil, sua descoberta na camada de pré-sal, dentre outros temas relevantes para a pesquisa aqui desenvolvida.

1.1 Petróleo

O petróleo também chamado de “tesouro geológico” é uma substância viscosa que se formou ao longo dos anos, através da decomposição de grandes volumes de plantas e animais soterrados, ou seja, matéria orgânica. A decomposição de tais materiais se deu sob uma enorme pressão que por sua vez, por se encontrar na forma líquida, se infiltrou em rochas porosas, onde ficou retido. Parte daí então, a nomenclatura dada através da junção de pedra e óleo. Com a descoberta do petróleo como fonte de energia, cresceu bastante a corrida para encontrar líquido precioso.

1.2 No cenário mundial e no Brasil

Com a descoberta do seu grandioso potencial energético no início do século XX, o petróleo passou a ser a principal fonte de energia mundial. Através da crescente extração do petróleo e com a Revolução Industrial, aumentou em larga escala a utilização do petróleo nos setores automobilísticos, de aeronáutica, naval, petroquímica entre outros, o que trouxeram inúmeras melhorias proporcionadas por produtos que em sua constituição se utilizam do petróleo.

Anteriormente o petróleo já era utilizado pela população desde a Antiguidade, como carburante, impermeabilizante, para assentamento de pedras e até como arma de guerra.

O crescimento no consumo de petróleo se deu também através de sua destilação, a qual inseriu no mercado produtos como querosene e a gasolina. A partir daí, e com a crescente produção e utilização de automóveis a indústria do petróleo teve seu mercado expandido.

Analisando esse panorama mundial dos países produtores de petróleo, dividimos esse cenário em dois seguimentos: os países que mais produzem e aqueles que mais consomem. Quanto a essa escala de produção em 2009, tivemos como primeiro lugar a Rússia com 10 milhões de barris diários, acompanhada da Arábia Saudita que por sua vez é detentora de 9,7 milhões de barris diários, seguidos do Irã e outros países; ficando o Brasil com apenas 2,0 milhões de barris diários da produção mundial.

Já em escala de consumo, tivemos em 2009 os Estados Unidos em primeiro lugar com 18,7 milhões de barris diários, acompanhada da China com 8,6 milhões de barris consumidos diariamente, e em seguida o Japão e outros, ficando o Brasil com um consumo de apenas 2,4 milhões de barris por dia.

A partir destes dados podemos concluir facilmente que o Brasil em 2009 não era auto-suficiente a respeito da produção e consumo de petróleo, tendo por tanto que suprir suas necessidades exportando este produto de outros países.

O petróleo no Brasil, a partir da década de 80 teve através do seu potencial energético um percentual de 48,4% de participação na matriz energética do país. Neste sentido, mesmo com a diminuição de sua participação ao longo dos anos, surgiram outras fontes de energia como a biomassa que passaram a ganhar espaço como elemento fonte de energia, a utilização do petróleo ainda um dos maiores produtos utilizados dentre outros da matriz energética brasileira.

De acordo com dados da Agência Nacional de Petróleo (ANP), após uma auditoria realizada por uma empresa internacional contratada pela ANP, pudesse afirmar que o Brasil a partir do ano de 2006, passou a se declarar como auto-suficientes em petróleo, desta forma sendo capaz de produzir a mesma quantidade de petróleo que utiliza em seu território nacional.

A extração de petróleo no Brasil é realizada pela empresa Petrobras que por sua vez fabrica mais de 80 tipos de produtos derivados do petróleo bruto, dentre estes produtos

podemos citar o óleo diesel, gasolina, óleos lubrificantes, líquido de gás natural, borrachas sintéticas, tintas, vernizes, fibra sintéticas, fertilizantes agrícolas, entre outros.

Quanto aos pontos de extração no Brasil em sua maioria são dispostos ao longo da costa marítima brasileira, estando principalmente situado próximo dos Estados de São Paulo, Rio de Janeiro, Espírito Santo e Sergipe. Estas jazidas são divididas em bacias como, por exemplo, a Bacia de Santos e Bacia de Campos.

No cenário mundial o Brasil passou a ganhar maior importância quanto a regulação do mercado global de petróleo a partir do anúncio da descoberta de jazidas de petróleo em camadas do pré-sal e sua auto-suficiência. Desta forma, através de discussões diplomáticas o Brasil poderá opinar quanto à redução de consumo de combustíveis fósseis, e conseqüentemente na diminuição do aquecimento global.

1.3 Camadas pré-sal

A Camada de rochas porosas que fica abaixo de uma espessa camada de sal no subsolo coberto pelo oceano atlântico é denominada de Pré-sal, na qual se encontra grande quantidade de petróleo.

Através do início da derivação dos continentes, formaram-se grandes lagos com grande quantidade de matéria orgânica animal depositada em seus fundos, a partir da separação dos continentes tais lagos passam a receber gradativamente a água salgada dos oceanos, formando pequenos mares entre os recém-criados continentes. Ocorre então a deposição de sal no piso destes mares ao longo de cinco milhões de anos, ficando, portanto a camada orgânica presa abaixo da camada de sal.

Ao longo de milhares de anos e com a separação dos continentes que hoje se encontram posicionados, outros sedimentos são inseridos acima da camada de sal, seja através de deposição de carbonato de cálcio e pelo magma que surgia a partir do movimento das placas tectônicas, formando por sua vez o solo submarino que encontramos atualmente.

Esta camada de sal em que o petróleo por baixo é impermeável, mas através de fissuras é possível que o petróleo e gás escape para a camada pós-sal, como é o caso da região da Bacia de Campos.

Portanto entende-se que as bacias de petróleo na camada de pré-sal encontram-se não somente na região costeira brasileira, como também na região costeira do continente africano, mas precisamente na região dos países do Congo e Namíbia.

Voltando para o Brasil, a camada de petróleo sob o pré-sal encontra-se em uma faixa de aproximadamente 800 quilômetros no litoral da região Sudeste, entre os estados do Espírito Santos e Santa Catarina. A distância em relação a costa é em média de 300 quilômetros e se estende por mais 200 quilômetros de largura.

Tal petróleo descoberto na camada de pré-sal é de alta qualidade e maior valor de mercado, comparado com o tipo já extraído anteriormente pelo Brasil das camadas do pós-sal.

Pensando nisto o governo brasileiro começou a repensar as leis que regiam a exploração e produção no país, debatendo e aprovando mudanças que autorizam a Petrobras a fazer uma elevada captação de dinheiro para investimentos, aumentando a sua participação societária para 64% e deu ainda a esta empresa a exclusividade para as operações das atividades do petróleo da camada do pré-sal. Portanto quais quer empresa que queira explorar esta mesma atividade no Brasil deverá se associar a Petrobras.

Outras iniciativas tomadas pelo governo federal brasileiro foram: a criação da estatal Pré-sal S.A. e a instituição de Fundo social, o qual destinará parte dos recursos conseguidos com a extração do pré-sal para investimentos em tecnologia, indústria, saúde, meio ambiente e combate a pobreza no Brasil.

É conveniente lembrar que o fato do governo brasileiro passar a investir em tecnologia para melhorias na cadeia produtiva do petróleo, levará a um aumento na produtividade, bem como deverá ser levado em consideração os sistemas produtivos sustentáveis.

As previsões estimadas para o ano de 2035, são que a lista dos países pertencentes à Organização dos Países Exportadores de Petróleo – OPEP, além dos países que não participam desta organização. Além disto, o Brasil é sendo o 7º (sétimo) da lista, ficando com a produção diária de aproximadamente 5 milhões de barris.

Observou-se, que o Brasil avança em virtude de suas reservas provadas pela Petrobras, que soma em torno de 14,2 bilhões de barris (dentro do país) e 700 milhões de barris no exterior. Além disto, nota-se que as reservas provadas dos Estados Unidos, do Reino

Unido e da China diminuíram e é possível enxergar que os países como Iraque, Líbia e Brasil, estão ganhando nova importância econômica e geopolítica, em virtude dos crescentes e significativos volumes recentemente provados.

Após ressaltarmos todo este cenário mundial no qual está inserido o petróleo, fica evidenciado a grande importância do tema, afinal o mesmo, afeta direta ou indiretamente a vida de todos os seres humanos.

1.4 Petróleo em Sergipe

Iniciou-se com a operacionalização em terra do Campo de Carmópolis, sendo considerado desde a década de 60, uma das principais fontes de desenvolvimento da economia do Estado de Sergipe. Este produto elevou o nível de urbanização, os indicadores sociais e econômicos deste estado em relação aos demais, que compõe a região nordeste do país.

Podemos observar a evolução da produção de petróleo no estado segundo o Gráfico 3, o qual nos mostra um panorama partindo da década de 70 até o ano de 2009. Fica nítido que a partir de 1978 com a exploração do campo de Guaricema, a produção na região foi alavancadas, obtendo o máximo da produção em 1984 e sendo seguido por uma queda na produção nos anos subsequentes. Em 1997 observamos que a produção obteve aproximadamente apenas 1/3 em relação a 1984.

Nos anos que se segue a produção petrolífera variou bastante, mas em 2003 inicia-se um novo ciclo na crescente produção, através da realização de investimentos em novos campos e pela alta da valorização dos preços do petróleo no mercado internacional. Lembrando ainda que houvesse uma alteração na estratégia de gerenciamento para dar um ar mais atuante no desenvolvimento econômico brasileiro.

Pensando em relação ao Produto Interno Bruto (PIB), podemos pensar que em 2007 o Estado de Sergipe encontrava-se em 5º lugar em relação à Participação da Atividade Extrativa Mineral no PIB, ficando atrás apenas do Rio de Janeiro, Espírito Santos, Rio Grande do Norte e Pará. A representatividade de Sergipe chega ao nível de 6,22% do PIB deste ano, devido ao processo de extração de petróleo neste estado. Sua localização no gráfico abaixo os 04 maiores se dá devido aos primeiros também possuir a extração de minério de ferro.

Pode-se observar ainda, que a produção de Sergipe chega a ser maior do que a média brasileira.

1.5 Nova descoberta em Sergipe–Alagoas

Segundo informações obtidas através de sites e blogs na internet a Petrobras informou que o primeiro poço perfurado em águas ultra profundas na Bacia de Sergipe-Alagoas em meados de outubro de 2010 foi identificado a presença de petróleo, sendo ainda comparado com o petróleo também extraído das águas profundas da Bacia de Campos, por sua similaridade em sua qualidade.

Além disto, foi identificado e confirmado que o volume de líquido a ser extraído é superior ao encontrado nos campos de Guaricema e Dourados, por sua vez, em águas rasas. O tipo deste líquido foi classificado como petróleo leve.

O poço é conhecido com Barra, e sua localização se dá em porções distantes da bacia, entre 50 a 90 quilômetros da costa. A região marítima é dividida em blocos que setorizam a exploração. A nova descoberta encontra-se mais especificamente no bloco SEAL-M-426, ao nordeste da sub-bacia de Sergipe e a lamina d'água sobre o poço é em torno de 2.300 metros, o que comparado ao campo de Tupi, na Bacia de Campos, é superado. Além disto, sua extensão pode chegar a aproximadamente 70 quilômetros quadrados.

Portanto, para a Petrobras, tais informações são suficientes para garantir a descoberta de mais uma região de extração de petróleo na Bacia de Sergipe-Alagoas. Para a exploração da concessão será formada por 60% para a operadora Petrobras e 40% para IBV-Brasil, que continuarão aumentando as atividades e os investimentos, com a perfuração de novos poços e pela criação de um Plano de Avaliação de Descobertas que deve ser definido pela Agência Nacional do Petróleo – ANP.

1.6 Helicópteros *offshore* operando para o pré-sal

Segundo informações obtidas em blogs na internet a Petrobras pretende até 2015 aumentar a frota de helicópteros *offshore* em operação, em virtude das descobertas da camada de Pré-sal. Este incremento na quantidade de aeronaves será de 100 (cem) novos helicópteros, elevando conseqüentemente o número de funcionários e prestadores de serviço nas plataformas.

Vale salientar que a quantidade de aeronaves que hoje já fazem este tipo de transporte é em torno de 130 unidades, o que nos concluir que após o aumento destas 100 (cem) novas aeronaves, a Petrobras terá aproximadamente dobrado sua frota de helicópteros *offshore*.

Outro fato importante a ser lembrado é que atualmente estas 130 aeronaves são de porte médio com capacidade de atender a 14 pessoas, ou seja, 12 passageiros e 2 tripulantes e os tipos de helicópteros são o Dauphin (AS-365), os S-76 e os AW-139. Para os novos helicópteros já se especula que serão de maior porte e com vários itens eletrônicos e computadores de bordo inclusos, para dar maior aparato aos “*offshore*”.

Além disto, a capacidade destes novos helicópteros poderá chegar a 25 ou mais passageiros. Segundo site <http://aeromagazine.uol.com.br/noticia/offshore789854825>; atualmente o número de passageiros transportados, chega a 75 mil pessoas por mês entre plataformas e continente na região Sudeste. Números estes que serão dobrados atingindo aproximadamente 120 mil pessoas por mês. Além disto, também haverá um aumento no transporte de carga nestas rotas.

A perspectiva que se tem do mercado de serviços prestados por helicópteros *offshore* é bastante promissor, pois ele deverá dobrar a quantidade de profissionais especializados, ou seja, pilotos, mecânicos entre outros profissionais, para que possa suprir as necessidades deste ramo da aviação.

A escassez de profissionais especializados para este tipo de serviço ainda é grande no Brasil, realmente é um trabalho que precisa ser desempenhado da melhor forma, por profissionais qualificados e capacitados, em virtude do grau de dificuldade e dos riscos que correm. Sempre lembrando que a quantidade de pousos e decolagens em plataformas será imensa, para que possa ser atendida a demanda do Pré-sal.

Além dos investimentos na compra de novos helicópteros o Brasil ainda terá que qualificar, treinar e melhorar a qualidade de ensino aeronáutico de novos funcionários. Vale salientar ainda que, com o avanço das tecnologias tais escolas de aeronáutica precisam também ser atualizadas.

Portanto é de grande importância pensar em sistemas, equipamentos e demais tipos de tecnologias que sejam capazes de fomentar o crescimento organizado do setor aeronáutico, em particular neste caso, o transporte aéreo *offshore*.

1.7 Problema das rotas dos helicópteros *offshore*

É pensando nisto, que surge a necessidade de criar implementações capazes de ofertar ao setor produtivo de petróleo, idéias embasadas em tecnologia, capazes de fornecer subsídios autossustentáveis, e que haja direta ou indiretamente no processo produtivo de derivados de petróleo.

Ao observarmos o funcionamento do processo de logística implantada atualmente nas viagens entre aeroportos e plataformas de petróleo, as quais são realizadas através de aeronaves do tipo helicópteros, puderam-se sentir algumas deficiências do serviço eram provocadas pela falta de planejamento das rotas a serem seguidas pelos pilotos. Além disto, este serviço possui fatores que se misturam causando um ambiente não determinístico, no qual ocorrem mudanças de rotas freqüentes, de acordo com o grau de prioridade dado a cada plataforma em virtude de emergências.

Para tratar do assunto é necessário conhecer alguns fatores que deverão ser levados em consideração, pois alguns destes fatores estão intimamente relacionados, afetando uns aos outros direta ou indiretamente. Estes fatores são: distâncias entre aeroporto e plataformas, distâncias entre as plataformas, tipo de aeronave a ser utilizada, autonomia de vôo das aeronaves, o consumo de combustível, volume e peso das cargas a serem transportada, quantidade de passageiros, tempo gasto com decolagem, tempo gasto com pouso, intervalos para descanso dos pilotos, tempo para manutenção dos equipamentos e aeronaves, previsão meteorológica, entre outros fatores que remete o problema a um ambiente não determinístico.

1.8 Traveling Salesman Problem

Ao pensarmos neste problema de rotas como sendo um problema do tipo Caixeiro Viajante, no qual um determinado indivíduo deve percorrer alguns pontos pré-determinados, de modo que não deixe nenhum dos pontos sem ser atendido, não passando por um mesmo ponto duas vezes e que ao final do percurso retorne ao ponto de partida.

Deste modo há similaridade quanto ao problema dos helicópteros e o problema do caixeiro viajante, pois uma das formas de minimizar o custo quanto à distância percorrida já pode ser evidenciada, e é tratarmos tal problema utilizando as restrições do segundo problema, ou seja, devendo o indivíduo percorrer todos os pontos (plataformas de petróleo),

não passar por um ponto duas vezes e ao término do percurso retornar ao ponto inicial (aeroporto). Esta tratativa já nos mostra uma melhoria no planejamento das rotas a percorrer.

Então simplificando para melhor entendimento, o problema do caixeiro viajante pode ser descrito da seguinte forma: Partindo de um conjunto finito de cidades e uma matriz de distâncias, na qual está descrito um valor para todas as distâncias entre todas as cidades deste conjunto. Nesta matriz está representada aos pares de cidades e suas respectivas distâncias.

Apartir daí constrói-se a menor rota a ser percorrida pelo caixeiro viajante, dentre as cidades que compõe o conjunto, sendo que a rota deve partir de uma cidade n ($n \in N$), e N é o conjunto de cidades. O caixeiro viajante deve iniciar sua trajetória em n , visitar todas as outras cidades apenas uma vez e terminar sua rota na cidade de origem.

Então podemos concluir que, para um conjunto N e cardinalidade φ , então a rota em que o caixeiro viajante deverá percorrer será $(\varphi + 1)$, ou seja, a quantidade de cidades do conjunto N mais uma, pois a única cidade em que o viajante passará duas vezes será a cidade em que ele irá iniciar o seu percurso.

Para a decisão do ponto seguinte ao inicial que será seguido, que poderá ser qualquer outra cidade que compõe o conjunto N que não foi visitada, ou seja, $(\varphi - 1)$ e assim sucessivamente, pois para a terceira cidade aplica-se $(\varphi - 2)$, até que sejam utilizadas todas as cidades do conjunto, restando apenas a cidade n , a qual será a cidade em que o caixeiro deverá retornar, finalizando assim sua rota. Portanto podemos formalizar este problema de cardinalidade da seguinte forma: $(\varphi-1) \times (\varphi-2) \times \dots \times 1 = (\varphi-1)!$ [7].

Por sua vez, o problema do caixeiro viajante é bastante resumido, pois trata da entrega e/ou recebimento de um determinado produto em pontos previamente determinados. Neste caso o ambiente é bem definido e conseqüentemente determinístico. Devendo então ser aplicado outras variações ao problema do caixeiro viajante, o qual deve levar em consideração outras restrições, como por exemplo, a disposição do acondicionamento do produto pelo indivíduo que irá percorrer a rota, as mudanças do ambiente, entre outras.

Segundo GUERREIRO (2009, p. 14) o *Traveling Salesman Problem* (TSP), mais comumente denominado de “Problema do Caixeiro Viajante” é um *framework* para o problema de otimização combinatorial, que possui como objetivo principal definir a menor rota a ser percorrida pelo caixeiro viajante. Em sua tarefa o caixeiro viajante possui certa

quantidade de cidades a serem visitadas e ele precisa percorrer uma rota que passe por todas estas cidades, partindo de uma, passando por todas as outras apenas uma única vez e retornando a cidade de origem. Mas esta tarefa deve ser realizada com uma restrição principal que pode ser a de minimizar a distância a ser percorrido pelo caixeiro viajante, passar primeiro pelas cidades que compram mais, etc.

Fazendo a comparação com o problema das rotas dos helicópteros *offshore*, podemos observar que a principal diferença entre eles é que o TSP utiliza-se apenas de um único veículo para a realização das rotas, enquanto que o problema de rotas de helicópteros offshore se utilizará de várias aeronaves realizando várias rotas ao mesmo tempo.

1.9 Problemas de rotas

As dificuldades de rotas podem ser tratadas de várias formas, a depender da quantidade de restrições que são impostas, podendo ser adicionadas ou retiradas, com a finalidade de tornar a resolução do problema mais ou menos complexo.

Quanto às rotas dos helicópteros offshore da Petrobrás, ao qual se pretende determinar, podemos citar algumas variantes que são importas como restrições, dentre elas: a quantidade de aeronaves para a realização das rotas, a autonomia de cada tipo de aeronave, os tempos de paradas (descansos) dos pilotos, tempo para manutenção dos helicópteros, peso das cargas a serem transportada, quantidade de pontos de paradas a ser atendida, distância entre os pontos de pouso, tempos gasto para decolagens e poucos, entre outras.

Para cada restrição imposta, a resolução do problema se torna mais complexa, pois a maioria destas variantes se relaciona entre si. Tendo em vista, observamos uma similaridade deste problema de rotas de helicópteros com o *Traveling Salesman Problems* (TSP), ou seja, problema do caixeiro viajante, sendo que o segundo possui menor quantidade de restrições.

CAPÍTULO 2 – ALGORITMO GENÉTICOS

2.1 Algoritmogenético de Holland (AG)

O trabalho desenvolvido por Jonh H. Holland na década de 70, na Universidade de Michigan buscava desenvolver um método computacional que fosse capaz trabalhar com sistemas adaptativos complexos. Tais sistemas geram fenômenos os quais seus resultados geralmente dependem de interações não lineares entre vários agentes adaptativos, ou seja, com especificações distintas.

Ao desenvolver o seu trabalho, Holland perceber uma semelhança entre as características dos fenômenos que estudava e um processo já conhecido pela ciência, o processo de seleção natural, ou como melhor representa o termo, “processo de evolução das espécies”, descoberto por Charles Robert Darwin e utilizado para explicar a comunidade científica através de seu livro “A Origem das Espécies” publicadas em 1859, desmistificando como acontece a evolução das espécies através do processo de seleção natural.

Fazendo uma comparação com os resultados dos fenômenos estudados, Holland conseguiu observar que a forma como eram apresentados seus estudos eram idênticos as interações dos fatores ambientais que descreviam a próxima população de certa espécie. Apartir daí Holland elaborou um método computacional capaz de simular a evolução das espécies e deu-lhe o nome de Algoritmo Genético.

Para Holland o processo de evolução de uma espécie se dá quando certa população consegue evoluir se transformando apartir de uma população inicial já existente, utilizando apenas os operadores de seleção, ou seja, cruzamento, mutação, inversão e substituição. Para isto, ficou determinado que a população fosse descrita na forma de um cromossomo de tamanho fixo, que por sua vez também são vetores de tamanho determinado e seus elementos pertencentes ao conjunto binário, ou seja, $\{0,1\}$.

2.2 Representação do algoritmo genético

As denominações dadas por Holland em seu método computacional foram às seguintes:

- Cromossomo – indivíduo de certa população (possível solução);

- Gene – atributos de cada cromossomo (características do problema);
- Alelo – valor da característica;
- Loco – posição na palavra, vetor;
- Genótipo – vetor de caracteres que representam o cromossomo (estrutura);
- Fenótipo – interpretação do vetor de caractere (estrutura submetida ao problema);
- Geração – ciclo de operações.

Quanto aos operadores genéticos representados por Holland, seu comportamento se dá da seguinte forma:

1. A Operação de Seleção: seleciona os cromossomos, pertencente a população, que gerarão os descendentes da próxima população;
2. O Cruzamento, a mutação e a inversão: são aplicadas aos cromossomos selecionados para gerar novos cromossomos, estes por sua vez descendentes;
3. A Substituição: que monta uma nova população composta por alguns indivíduos da população inicial e da nova população de cromossomos gerados.

Em resumo o processo de geração de população ocorre quando apartir de uma população inicial P , chegassem a uma população final P' mais adaptada que P , através das operações e especificações acima mencionadas. Além disto, é feito uma análise dos indivíduos mais adaptados, para que seja formada a nova população. Esta análise se dá com base no grau de adaptabilidade f do cromossomo ao ambiente. Tal grau de adaptabilidade é que determinará se este cromossomo será escolhido para fazer parte da nova população, ou seja, a população mais adaptada que a anterior.

2.3 Aplicações do AG

A característica de processo evolutivo pode ser observada quando o *fit*do melhor cromossomo de cada geração apresenta uma tendência de crescimento continuado, mostrando-se, portanto este indivíduo, em sendo uma boa solução ao problema proposto, mesmo que ainda não seja a solução ótima para o problema.

Para os problemas de otimização e tomada de decisão, este tipo de algoritmo vem sendo bastante aplicado, mesmo que este não seja o propósito original quando o mesmo foi

concebido na década de 70. Mas tais problemas não deixam de ser do tipo que pudesse aplicar sistemas adaptativos complexo.

A computação evolutiva atualmente é um ramo da inteligência artificial em que o campo de pesquisa que se utiliza tanto do Algoritmo Genético de Holland, como os estudos teóricos desenvolvidos com o propósito de explicar o comportamento e a convergência destes algoritmos. Este campo proporciona o desenvolvimento natural de métodos computacionais os quais são capazes de solucionar problemas de otimização, funcional e combinatorial, complexos e dinâmicos, uma vez que os métodos tradicionais de otimização, não conseguiam tratar estes problemas.

Ainda observando o trabalho de Holland, podemos constatar que existem as variações de seu algoritmo genético, ou seja, as versões chamadas de R_l e R_d . Na versão R_l em cada interação será gerado um novo cromossomo (indivíduo) que substituirá um cromossomo na população atual. Em quanto que na versão R_d em cada interação do algoritmo serão concebidos n descendentes, onde o valor de n será definido pelo tamanho da população atual. Desta forma a segunda versão do algoritmo substituirá toda a população atual a cada interação.

Quanto à aplicação do Algoritmo Genético, pode-se caracterizá-lo na seguinte ordem: qual o problema a ser otimizado, como será a representação das soluções do problema, como será decodificado o cromossomo, qual será a forma empregada para avaliação dos resultados, como se dará a seleção dos indivíduos, quais serão os operadores genéticos empregados e por fim como se dará a inicialização da população.

Quanto à escolha do problema a ser otimizado, é necessário que se leve em consideração problemas com diversos parâmetros a serem combinados em busca de uma melhor solução, problemas como muitas restrições ou condições que não podem ser representadas matematicamente, além de problemas em que o espaço de busca seja bastante amplo. Tais problemas são descritos através das nomenclaturas: Otimização de Funções Matemáticas, Otimização Combinatorial, Otimização de Planejamento, Problema do Caixeiro Viajante, Problema de Otimização de Rota de Veículos, Otimização de Layout de Circuitos, Otimização de Distribuição, Otimização em Negócios e Síntese de Circuitos Eletrônicos.

2.4 Formas de representação do AG

Para a representação das soluções do problema será aplicada de acordo com os espaços de busca que por sua vez irá definir a estrutura do cromossomo a ser manipulado pelo algoritmo. Esta representação poderá ser de várias formas, mas as principais utilizações de representação de cromossomo são: binária (numéricos ou inteiros), números reais (numéricos), permutação de símbolos (baseado em ordem) e símbolos repetidos (grupamento).

A decodificação do cromossomo será a forma como será construído a solução real do problema a partir do cromossomo. No caso da representação binária a conversão da representação final da solução, se dá na transformação de número binário para número inteiro ou real. Levasse em consideração o intervalo de valores ou comprimento contínuo do domínio, seja ele dos reais ou inteiros. Conforme podemos observar na Figura 1 abaixo:

Figura 1 – Exemplo de representação binária para um cromossomo x1.

$$x_1 = \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|c|c|c|} \hline 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ \hline \end{array}$$

Quanto à avaliação será descrita como sendo a ligação entre o AG e o mundo real do problema. Esta avaliação se dá aplicando uma função que melhor representa o problema e seu objetivo é fornecer uma forma de medir a adaptabilidade de cada indivíduo na população me que está inserido, dirigindo assim o processo de busca. As funções de avaliações são específicas para cada tipo de problema a depender de que perspectiva deve ser observada a problemática sugerida.

O exemplo de uma função de avaliação pode-se utilizar a função matemática $f(x) = x^3 + 1$, a qual servirá para medir o grau de adaptação de cada indivíduo, ou seja, se um indivíduo C1 possui uma decodificação final (transformação binária) com valor 9 (nove), então o valor atribuído para x será 9 (nove), quando aplicado a função de avaliação então o resultado para este indivíduo será $f(9) = 9^3 + 1$, obtendo como resultado o valor 729 (setecentos e vinte e nove), já outro indivíduo C₂tendo como de valor de decodificação final 5 (cinco) então este segundo cromossomo após a aplicação da função de avaliação, passará a ter um resultado de 125 (cento e vinte e cinco).

Apartir destes resultados é feito a análise, se o problema necessita de uma solução com o valor mais próximo de 1000 (hum mil), então significa dizer que o cromossomo C₁ é

mais adaptado que o cromossomo C_2 . O que não significa dizer que o cromossomo C_1 seja o ótimo global como resultado para o problema, mas poderá ser um ótimo local, irá depender de como está sendo conduzido o problema.

2.5 Mecanismos de seleção de indivíduos

O processo de seleção é aquele que irá simplesmente selecionar os indivíduos para a geração da próxima população e esta seleção se dá através da escolha dos cromossomos mais adaptados, portanto os indivíduos mais aptos possuem maior probabilidade de serem escolhidos.

Representando matematicamente segundo PACHECO (1999), esta proporcionalidade pode ser descrita assim: se f_i é a avaliação do indivíduo i na população corrente então a probabilidade p_i do indivíduo i ser selecionado é:

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j}$$

Então, N é o número de cromossomos da população. O operador genético de seleção é essencial na descrição do algoritmo genético. Para estes operadores a literatura ainda define cinco mecanismos mais importantes, são eles: de forma proporcional, por torneios, por normalização linear, por normalização exponencial ou com truncamento, como afirma Blickle (1996). Cada mecanismo de seleção possui uma característica específica, ou seja, por sua característica de intensidade de seleção I ou pressão seletiva, a qual é aplicada ao AG. Quando tratamos do termo pressão seletiva, na literatura computacional podemos encontrar diversas abordagens e contextos, já a intensidade de seleção é um termo aplicado na genética com sendo a variação na aptidão média da população, induzida pelo método de seleção de acordo ainda com Blickle (1996).

$$I = \frac{M^* - M}{\sigma}$$

Onde M^* é a aptidão média da população após a seleção, M é a aptidão média atual da população e o σ é o desvio padrão dos valores de aptidão da população antes da seleção.

Quando o mecanismo utilizado é a forma proporcional, então cada indivíduo possuirá a probabilidade de acordo com a proporção do seu valor de aptidão, ou seja:

$$p_i = \frac{f_i}{NM}$$

Onde p_i é probabilidade de cada cromossomo, f_i é o valor de aptidão de cada indivíduo, N é o tamanho da população. Neste caso, a intensidade da seleção é inversamente proporcional a média das aptidões da população, ou seja, a pressão seletiva é a razão entre o desvio padrão e a média das aptidões.

Neste sentido, o método da seleção proporcional ainda apresenta dois problemas distintos, a competição próxima e a existência de superindivíduos. O primeiro ocorre quando indivíduos diferentes apresentam aptidões semelhantes, mas não iguais. É quando a intensidade de seleção poderá ser menor que a desejável. Já o segundo problema se dá quando um cromossomo apresenta aptidão bem maior do que dos demais cromossomos escolhidos, partindo assim para uma convergência antecipada do algoritmo.

Quando pensamos no mecanismo de seleção por torneios, escolhesse um grupo de t cromossomos aleatoriamente então escolhesse o cromossomo com melhor aptidão deste grupo t . Para este tipo de seleção de indivíduos para geração de novas populações, utilizasse como fórmula da intensidade de seleção a seguinte:

$$I = \int_{-\infty}^{\infty} t \cdot x \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{x^2}{2}} \left(\int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{y^2}{2}} dy \right)^{t-1} dx$$

Nesta fórmula, as variáveis de derivação e integração representarão os valores atribuídos às aptidões da população. Para cada indivíduo existirá uma distribuição de valores de aptidão de forma Gaussiana. Por sua vez, na medida em que a quantidade de indivíduos envolvidos no torneio t aumenta a pressão seletiva também aumentará. Isto pode ser observado com a resolução da equação acima.

Outro fator de seleção, o truncamento, trabalha aplicando um limiar de seleção, sendo que apenas os melhores indivíduos que apresentarem tal limiar serão selecionados. Portanto, cada um dos indivíduos selecionados apresenta a mesma probabilidade de seleção e este mecanismo se dá pela fórmula:

$$I = \frac{1}{T} \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{f_c^2}{2}}$$

Onde, f_c que está elevado ao quadrado em uma exponencial é o valor da menor aptidão entre os melhores cromossomos possuidores do limiar de seleção e o T é o limiar de

seleção imposto. Ao observar o gráfico gerado pela equação da intensidade de seleção em função de um limiar T, veremos que a pressão seletiva é inversamente proporcional ao T, ou seja, ela diminui a medida que o limiar de seleção aumenta.

No que se refere outro mecanismo aplicado a seleção a normalização linear se apresenta inicialmente ordenando os indivíduos de acordo com sua aptidão, em seguida os valores de aptidão são alterados de acordo com o posicionamento relativo de cada indivíduo. Logo após é aplicado ao melhor cromossomo um valor máximo e ao pior cromossomo um valor mínimo, sendo observado que os valores de máximo e mínimo são determinados pelo usuário do AG, sendo respeitadas as seguintes condições: o máximo valor será igual a (2 – mínimo) e o mínimo valor será maior ou igual a zero. Para os demais valores de aptidão, deverão ser distribuídos de forma linear entre os valores de máximo e mínimo e de acordo com a posição relativa de ordenação. Para a fórmula da intensidade de seleção é dada por:

$$I = (1 - \text{mín}) \frac{1}{\sqrt{\pi}}$$

Apartir desta fórmula, concluímos que na medida em que o valor determinado para mínimo aumenta, a pressão seletiva diminui, ou seja, é inversamente proporcional.

Já no método de seleção através de normalização exponencial, a diferença acontece entre a normalização linear, pois as probabilidades de seleção cada cromossomo seguem uma função exponencial.

2.6 Tipos de operadores genéticos

Quando falamos em operadores genéticos, estamos nos referindo às metodologias empregadas após a seleção dos cromossomos mais adaptados, através da função de avaliação, que por sua vez geram novas populações. Assim sendo, os algoritmos genéticos se utiliza dos métodos dos operadores genéticos para recombinar os indivíduos escolhidos e advindos da população seguinte a seleção.

Tais operadores são o processo de cruzamento (operador de crossover) e o processo de mutação. Estes métodos são considerados a essência do AG, eles possuem as características principais da genética evolutiva de Darwin.

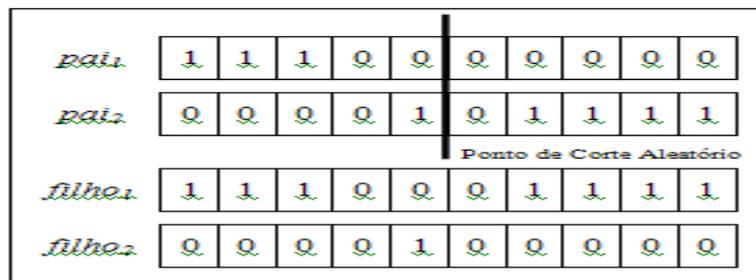
De um lado o operador de crossover, utiliza pares de genitores, os quais são cromossomos que são utilizados como referências genéticas para os cromossomos gerados,

tais indivíduos geradores são escolhidos aleatoriamente em uma determinada população p , baseados em uma determinada aptidão. Neste processo ocorre a troca de material genético entre os cromossomos escolhidos aos pares, gerando por tanto novos indivíduos. Portanto os descendentes serão diferentes de seus antecessores, mas com características genéticas de ambos os genitores.

Para que ocorra o processo de crossover é necessário se instituir o ponto de corte, este ponto poderá ser determinado na descrição do algoritmo ou apenas definido que ele será disposto nos cromossomos aleatoriamente, a depender do tipo de problema a ser solucionado. Além disto, deve ser escrito a quantidade de pontos de crossover.

A forma mais simples da aplicação do ponto de corte é com um único local “*one-point crossover*”, que corta os dois genitores em uma posição aleatoriamente escolhida, formando dois cromossomos, e possíveis descendentes. A exemplo de um cruzamento temos a Figura 2

Figura 2 - Exemplo do procedimento de ponto de corte para geração dos descendentes.

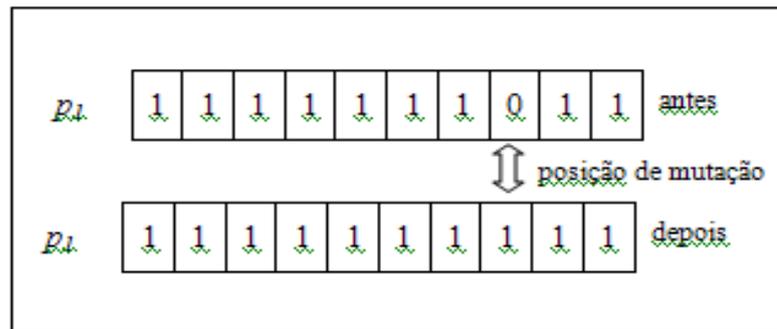


Desta forma, *filho₁* é o cromossomo mais adaptado que seus genitores, pois possui maior função de avaliação. No entanto *filho₂* é um cromossomo mais medíocre pois possui baixa avaliação em função de uma determinada função.

Por sua vez, os cromossomos gerados, *filho₁* e *filho₂* são submetidos a um novo operador genético a mutação, a depender da descrição do problema e do tipo de algoritmo aplicado para sua resolução.

A mutação por sua vez, é um operador genético exploratório com objetivo de aumentar a diversidade na população em que é empregada. Este novo processo troca o conteúdo de uma determinada posição do cromossomo. Geralmente a mutação troca aquela posição em que o cromossomo possui uma probabilidade baixa, ou seja, menor que 1%. Como exemplo de um cruzamento, podemos observar a Figura 3:

Figura 3 - Exemplo de procedimento de uma mutação em um mesmo cromossomo.



Além deste tipo de mutação ainda existem outros tipos, os quais tratam a inversão, que troca de posição dois genes escolhidos aleatoriamente. No entanto este operador possui a restrição de uso, apenas para problemas que são baseados em ordem.

2.7 Iniciando a população

No primeiro ciclo desenvolvido pelo algoritmo é onde ocorre a inicialização da população, e é justamente neste momento em que ocorre a criação dos primeiros indivíduos (cromossomos). A população inicial é formada por cromossomos aleatórios, ou por um conjunto de cromossomos já conhecidos. Sendo esta população criada aleatoriamente, pode ser então gerada através de bons cromossomos, os quais levarão a uma evolução mais rápida do algoritmo, pois o mesmo gerará melhores descendentes mais rapidamente.

Uma técnica que se aplica aos algoritmos genéticos para que ele encontre boas soluções para um determinado tipo de problema é executar sucessivas evoluções, inserindo-se a população inicial da evolução seguinte os melhores indivíduos encontrados no ciclo anterior.

2.8 Critérios de parada e parâmetros

O processo evolucionário de um AG é controlado através de parâmetros criados e implantados ao algoritmo e o critério de parada definido para cada implementação e tipo de problema a ser solucionado.

Os parâmetros são: o tamanho da população, a taxa de crossover, a taxa de mutação, o número de gerações a ser produzido, o total de indivíduos a serem gerados.

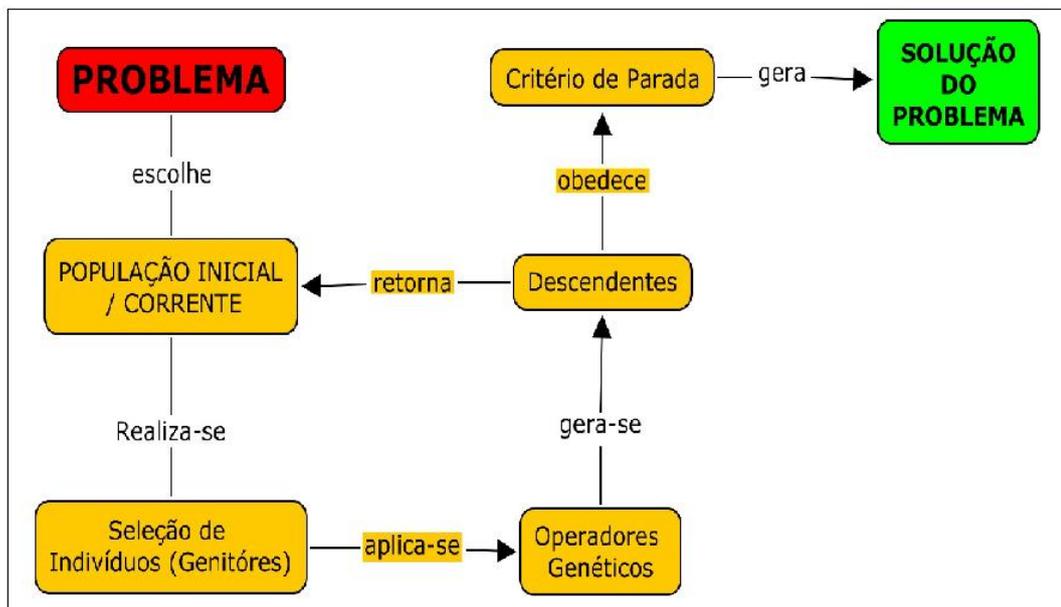
Quando falamos em parâmetro em relação ao tamanho da população, isto quer dizer, que o AG terá definido em sua linha de comando uma quantidade finita de populações a serem geradas, dando, portanto um fim ao algoritmo, mesmo que o mesmo não tenha encontrado uma solução global para o problema.

Quando falamos em taxa de crossover, quer dizer que o referido algoritmo terá uma quantidade máxima de cruzamentos a ser realizados, no qual irá acionar o mecanismo de parada e mostrar as melhores soluções encontradas. Da mesma forma acontece com o parâmetro imposto através da taxa de mutação.

Já quanto ao número de gerações a serem produzidas e o total de indivíduos a serem gerados, parâmetros mais utilizados como critério de parada. Pois um AG tem por definição ser um processo contínuo de ciclos que se repetem, gerando uma evolução e que por sua vez é controlado por um critério de parada.

A Figura 4 nos apresenta uma representação bem sucinta em forma de Mapa Conceitual de como se dá os ciclos dentro de um algoritmo genético.

Figura 4 - Mapa conceitual da resolução com Algoritmo Genético.



2.9 Fundamentações matemática para AG

A partir da Teoria de *Schema*, formulada por Holland (1975), onde é definido um padrão para descrever um conjunto de cromossomos com similaridades em suas posições

(genes), podemos então entender melhor os princípios de funcionamento de um Algoritmo Genético.

Como representação para *schemata* (conjunto de *schema*) a matemática se utiliza do símbolo Σ . Então quando queremos representar um espaço de busca K^L , então existem $(K+1)^L$ *schemata*. Onde K é quantidade de símbolos do alfabeto e L o comprimento do cromossomo.

Portanto, podemos dizer que se $K = 2$ e $L = 3$, definindo um espaço de busca de 8 pontos; o *schema* $H = 11\Sigma$, onde H representa o conjunto dos elementos 111 e 110, além disto, H relaciona de forma binária se o elemento 111 é bom ou mal, e o elemento 110 é bom ou mal, sendo uma opção excludente da outra. Então fica fácil concluir que, quem definirá se o elemento é uma boa solução para o problema, será a distinção entre 0 e 1, que deve ser observada apenas na posição mais a direita do cromossomo.

2.10 Desempenho de algoritmo genético

Pelo fato dos algoritmos genéticos serem sistemas não lineares, com comportamento baseado amplamente em processo ecológico, eles aliam mudanças aleatórias a processos probabilísticos. Pode-se afirmar que os AG's são estocásticos, apresentando quase sempre resultados diferentes em um mesmo experimento.

Ao analisarmos o desempenho do algoritmo genético, iremos observar que o grau de evolução alcançado durante todo o processo evolutivo é o que nós podemos medir como desempenho, por experimento. Para tanto, e pelo fato de o AG ser estocástico, é necessário se fazer uma análise dos resultados médios de vários experimentos de um AG, para que possamos ter idéia do seu desempenho.

Para medirmos tal desempenho, aplicamos alguns tipos de medidas, são eles: a curva da média dos melhores cromossomos a cada ciclo em vários experimentos, a curva on-line da avaliação de todos os indivíduos até um determinado instante t em um experimento e a curva off-line da média de avaliação dos melhores indivíduos até um instante t em um experimento, de acordo com Pacheco (1999).

A curva média dos melhores cromossomos a cada ciclo em vários experimentos serve como análise para ajuste nos parâmetros.

A curva *on-line* da avaliação de todos os indivíduos até um determinado instante t em um experimento, mede velocidade de produção de boas soluções para o consumo “*on-line*”, produzidos pelo AG.

E por fim a curva *off-line* da média de avaliação dos melhores indivíduos até um instante t em um experimento mede o grau de convergência do AG para a geração de indivíduos mais adaptados, gerados *off-line* em relação ao problema.

2.11 Outras técnicas, parâmetros e operadores genéticos

O desempenho do AG pode ser modificado com a obtenção de melhoras significativas quando são aplicadas algumas outras técnicas, parâmetros e outros tipos de operadores genéticos. A forma de escolha da melhor técnica, parâmetro e operadores genéticos são basicamente empíricos, mas vale salientar que deve estar em consonância com a problemática a ser solucionada.

As classes das técnicas que podem ser empregadas são as Técnica de Reprodução, Aptidão, e de Interpolação de Parâmetros.

Sobre a técnica de reprodução podemos dizer que ela determina o critério de substituição dos indivíduos de uma população a próxima geração, segundo Pacheco (1999). Como subconjuntos desta técnica existem a troca de toda a população, a troca de toda a população com elitismo, *steadystate* – troca parcial da população, troca parcial da população sem duplicação.

Para o primeiro tipo de troca, a cada ciclo novos cromossomos são criados, em substituição dos cromossomos da população anterior. Para o cruzamento são utilizados $N/2$ pares de genitores, os quais geram apenas N descendentes, e N é o número de indivíduos da população inicial, sendo assim trocada toda a população inicial ainda no primeiro ciclo.

Para o tipo de troca de toda a população com elitismo, acontece da mesma forma que na troca anteriormente mencionada, tendo apenas uma diferença, pois os cromossomos que compõem a população gerada são apenas os mais aptos gerados no primeiro ciclo. Desta forma aumenta-se o grau de convergência do algoritmo.

No caso da troca parcial da população (*steadystate*), são gerados M cromossomos, onde M é menor que N, ou seja, o número de indivíduos gerados sempre será menor do que o número de indivíduos presente na população inicial ou corrente.

Por fim, no caso da troca parcial da população sem duplicação, este processo é semelhante à troca acima mencionada, difere apenas em não permitir que sejam gerados descendentes duplicados, sendo descartados da população. Desta forma, pode-se garantir o melhor aproveitamento de paralelismo, característico dos AG's. No entanto, este tipo de troca causa “overhead” para que seja detectados e gerados novos cromossomos.

A respeito das Técnicas de Interpolação de Parâmetros, seu objetivo é encontrar um valor ideal para um determinado tipo de parâmetro, a cada ciclo, até o término da evolução. Durante a execução do algoritmo genético alguns fatores estão intimamente ligados eles são: a convergência do algoritmo; a aptidão dos cromossomos e as taxas e parâmetros.

Parece claro afirmar que, a taxa de *crossover* é maior nas primeiras gerações enquanto a população ainda se apresenta bastante dispersa no espaço de busca, então na medida em que são geradas as próximas populações esta taxa diminui. Então se presume também que após várias gerações de populações os cromossomos ainda presentes possuem similaridades em suas características. Já nessa fase, se a taxa de mutação for aumentada, isso acarretará em uma dispersão da população, trazendo assim novo material genético, conseqüentemente formando cromossomos mais aptos.

No caso da Interpolação de parâmetros ela pode ser adaptativa ou linear. No caso da interpolação adaptativa geralmente é utilizada para ajustes na taxa de aplicação dos operadores genéticos, sendo levado em consideração o seu desempenho em ciclos anteriores. O sucesso dos operadores, na criação de melhores cromossomos é a forma de medir o desempenho dos operadores genéticos.

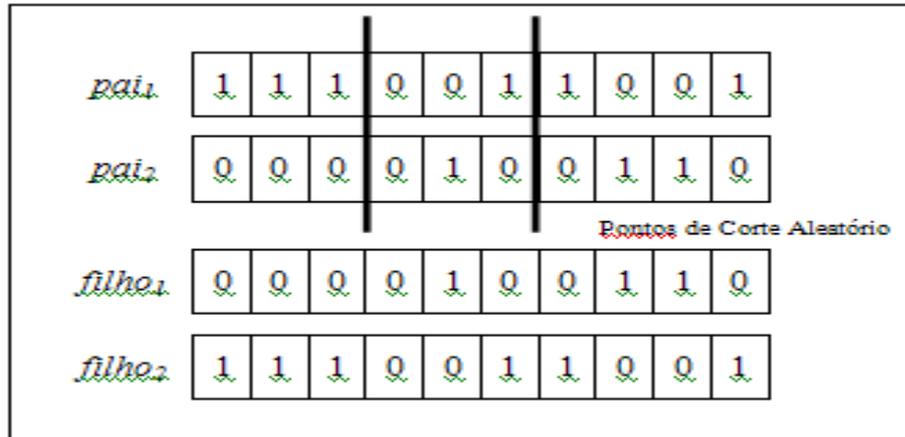
Quando falamos em outros tipos de operadores genéticos, podemos também citar as variações do *crossover* que são:

- Crossover de um-ponto;
- Crossover de dois-pontos;
- Crossover uniforme.

O primeiro já foi descrito anteriormente neste capítulo. Já a operação de *Crossover* de dois-pontos utiliza um par de cromossomos, onde os indivíduos são seccionados em duas

posições distintas, locais estes que são escolhidos aleatoriamente. Um exemplo disto é como está demonstrado na Figura 5.

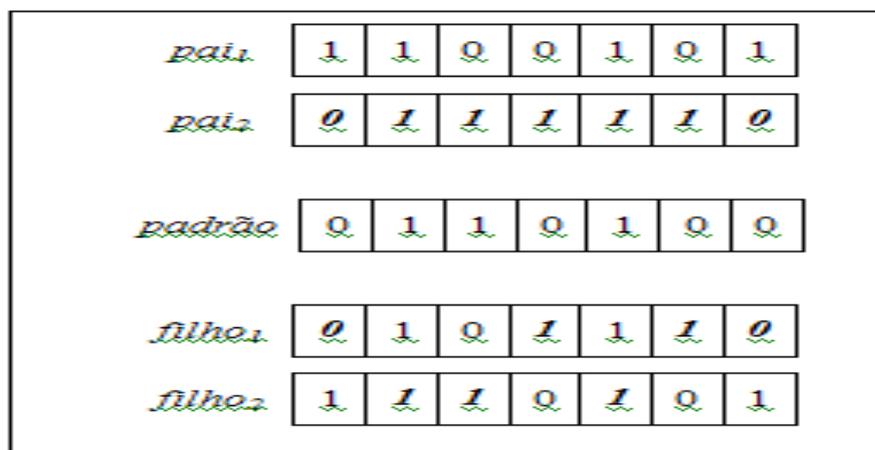
Figura 5 – *Crossover* de dois pontos de corte aleatório.



Nota-se que no caso do *Crossover* de Dois-pontos, um grupo de posições é trocado de um cromossomo para o outro, aumentando a possibilidade de melhorar a aptidão dos indivíduos gerados.

Já o *Crossover* Uniforme, apresenta um modo de recombinar quaisquer posições entre dois genitores. Neste caso ele se utiliza de um cromossomo padrão escolhido aleatoriamente o qual designa os bits a serem selecionados em cada um dos genitores selecionado para o cruzamento e geração dos descendentes. O exemplo disto pode ser observado na Figura 6, como ocorre este tipo de cruzamento:

Figura 6 – Exemplo de *Crossover* uniforme.



Vale salientar que, este tipo de operação de *crossover* uniforme, deve apenas ser utilizado em ambientes altamente elitistas, pois gera reprodução parcial da população, neste caso garantindo a permanência dos melhores indivíduos. Caso contrário, pode prejudicar a formação de padrões a partir de *schemata* curtos.

2.12 Algoritmo genético baseado em tipos abstratos de dados - GAADT

O Algoritmo Genético Baseado em Tipos Abstratos de Dados – GAADT foi proposto pela Professora Roberta Vilhena Vieira Lopes, em sua tese de Doutorado, pela Universidade de Federal de Pernambuco em 2003, este processo de evolução ocorre em nível de modificação no ambiente em que está inserida a população, portanto, tal população é um dos elementos que compõe o processo evolutivo. A estrutura proposta para o ambiente deve conter um conjunto de modelos para todos os fatores que o compõe, bem como todas as relações definidas entre os fatores, tais fatores são denominados de entidades.

Segundo o modelo proposto por Vieira (2003), as mudanças que ocorrem no ambiente são as quais dão start para o um novo período evolutivo, no qual os cromossomos pertencentes à população inserida neste ambiente atual irão participar de processos genéticos, ou seja, passarão por ciclos de operadores genéticos, gerando assim uma nova população composta por cromossomos mais aptos a conviverem com as mudanças ocorridas no ambiente.

Então o ambiente atinge um período denominado de período de equilíbrio de evolução no qual não há evolução da população presente neste ambiente. A partir daí, dar-se-ia início um ciclo, no qual o ambiente é novamente modificado, leva seus habitantes a passarem por um novo processo evolutivo, a partir dos operadores genéticos e conseqüentemente gerando novos indivíduos ainda mais adaptados que os anteriores. E como anteriormente o ambiente tende a estabilizar-se durante o novo período de equilíbrio.

Como resultado para o ambiente atual o GAADT apresenta o cromossomo mais adaptado da população no período de equilíbrio evolutivo atingido para o ambiente em questão.

Podemos observar algumas propriedades que diferem as outras heurísticas baseadas em algoritmo genético e o GAADT a partir da forma como são representados os cromossomos presentes na população, que são extraídas dos tipos abstratos: base, gene e

cromossomo. Onde as bases, genes e cromossomos não apresentam limite de tamanho, nem vínculo a um alfabeto previamente definido. Portanto cada tipo abstrato do GAADT está associado a um conjunto de regras de formação para impedir a geração de habitantes que não correspondem a um resultado para o problema a ser resolvido, segundo Ferreira (2011).

Além disto, o GAADT representa a população por um conjunto, de forma a evitar que cromossomos promissores sejam eliminados e que haja uma convergência antecipada gerando apenas uma população com cromossomos repetidos.

Outra diferença é a garantia da passagem das características mais adaptadas de cada cromossomo para seus filhos, de acordo com as modificações ocorridas no ambiente, utilizando para isso a operação de cruzamento.

E por fim, ao aplicar a operação de mutação nos indivíduos selecionados, o GAADT evita que seja perdido as características adaptadas ao ambiente presente, dos habitantes não adaptados ao ambiente.

Vieira (2003) propõe em sua Tese de Doutorado, a utilização dos conceitos de monotonicidade e ponto fixo. Pois foi observado que outras teorias desenvolvidas com o intuito de mostrar a convergência do algoritmo genético possuíam suas representações comprometidas, mais que isso, não considerava as ocorrências, nem a existência de vários resultados, de acordo com Goldeberg (1989); Grefenstette (1992); Holland et al. (1986); Szala et al. (1993). A partir desta proposição proposta por Vieira (2003), foi possível provar que o GAADT era um algoritmo convergente. Apresentaremos na seção seguinte deste capítulo, os tipos abstratos, as definições, os operadores genéticos e a descrição do ambiente para o processo do GAADT.

2.13 Tipos básicos do GAADT

A representação do cromossomo para este trabalho será dada através de seu material genético, material este que possui em suas bases as unidades elementares de formação. A uma exigência que se faz para o método do GAADT é que possua ao menos uma base-inócua b_λ , que será utilizada na construção do gene-inócua g_λ , bem como na construção do cromossomo-inócua c_λ . As bases, genes e cromossomos inócuos, deverão ser determinados no ato a instanciação do método GAADT a depender do tipo de problema a ser resolvido.

O conjunto de todas as unidades genéticas elementares que irão compor o tipo abstrato de base B pode ser definido como a base utilizada para a formação do material genético do cromossomo de certa população, onde $b \in B$.

Outro fator de grande relevância para a instanciação do GAADT é a relação entre a ordem ou sequência que assumem os elementos da base para formar os genes. Estas seqüências de bases que por sua vez representam um gene válido servem por tanto para a construção do cromossomo e tais construções devem satisfazer as restrições estabelecidas pelos Axiomas de Formação de Genes (AFG). Então para cada tipo abstrato de gene deverá ser atribuído um conjunto de AFG o qual deverá ser imposto para cada tipo de problema e de acordo com a semântica utilizada.

Como definição de gene pode-se entender que, o tipo abstrato de gene G é o conjunto de todas as seqüências formadas pelos elementos do tipo abstrato base construída a partir da definição de base, que por sua vez pertence ao conjunto de AFG. Tais genes são agrupados para formar o cromossomo, em conjuntos. Assim como as bases, os conjuntos de genes $\{g_1, g_2, g_n\}$ válidos para compor uma população, devem também obedecer a um conjunto, neste caso o conjunto de Axiomas de Formação de Cromossomos (AFC), que a exemplo ainda das bases de tipos abstratos, devem ser definidos para cada tipo de problema, a partir da semântica utilizada para descrever o cromossomo.

Neste sentido, como definição para cromossomo podemos dizer que é um conjunto de todos os genes construídos a partir do AFC, para os tipos abstratos de cromossomo C . Por sua vez os cromossomos são também agrupados em conjuntos para formar uma população. Desta forma, garante-se a imparcialidade na avaliação do cromossomo que compõe uma determinada população, pois cada cromossomo somente deverá aparecer uma única vez, na população avaliada pelo GAADT, em cada momento.

Por fim, para definição de população, temos que o tipo abstrato de população P é um conjunto, que comporta todos os subconjuntos formados de cromossomos construídos a partir das definições anteriores.

2.14 Os operadores genéticos do GAADT

Para a execução do GAADT, se faz necessário a utilização de operadores genéticos, tanto de cruzamento quanto de mutação. Como já pudemos mencionar anteriormente o

funcionamento do mecanismo de cruzamento e mutação, relataremos apenas como ocorre à atuação destes operadores.

No caso dos operadores genéticos de cruzamentos, ocorre a combinação dos genes de dois cromossomos genitores para a geração de outros cromossomos, aplicando-se a estes novos cromossomos apenas os genes dominantes dos cromossomos pais. Enquanto que no caso dos operadores genéticos de mutação, sua característica principal é a alteração nos conjuntos de genes de um determinado cromossomo selecionado, para a formação de outro cromossomo, lembrando que, deve ser considerado apenas cinquenta por cento dos genes do cromossomo gerador.

Para os dois casos de operação genética aplicadas às populações, vale salientar que, os novos cromossomos gerados deverão possuir grau de adaptação maior ou igual ao de seus antepassados.

Ao tratarmos de grau de adaptação lembramos que, para o GAADT o grau deve ser calculado a cada dois genes escolhidos, a partir da função grau e da relação dos genes de uma mesma característica. Por tanto, como definição podemos dizer que no GAADT o grau de adaptação de um gene é a função grau do seguinte tipo: grau: $G \rightarrow K$, tal que, a cada g , g pertence a G , que por sua vez é associado a um único número k , k pertencente a K , onde K é o corpo ordenado, chamado de grau (g) e que espelha uma estratificação comparativa entre a adaptação dos genes, a depender de que prisma é analisado o problema.

Quando analisamos o gene-inócuo, vemos que o grau de adaptação deste menor que o grau de adaptação dos demais genes que pertencem ao tipo abstrato G , sendo, portanto igual ao elemento neutro pertencente a K , nos casos de operação de adição.

Além disto, observamos que o gene dominante de uma certa característica do problema é aquele de demonstra mais claramente à expressão fenotípica da característica em questão, a qual é a mais é a mais adaptada a configuração atual do ambiente. A função *domi* foi especificada com o objetivo de demonstrar qual é o gene dominante para um dado par de genes. Nos casos em que a comparação entre os genes não demonstram nenhuma semelhança, ou seja, não ocorre as mesmas característica presentes nos dois cromossomo, então a função *domi* retornará g_λ , caso contrário, a função retornará o gene mais adaptado ao ambiente atual.

Escrevendo através da linguagem formal a função *domi* temos:

$$domi: G \times G \rightarrow G$$

$$domi(g_1, g_2) = \begin{cases} g_\lambda, & \text{se } (g_1, g_2) \notin \text{mesma}, \\ g_1, & \text{se } (g_1, g_2) \in \text{mesma} \wedge grau(g_1) \geq grau(g_2), \\ g_2, & \text{se } (g_1, g_2) \in \text{mesma} \wedge grau(g_1) < grau(g_2), \end{cases}$$

Fonte: Ferreira, A. M. V. Dissertação de Mestrado – Universidade Federal de Alagoas, 2011

Então a busca por um cromossomo mais apto se dá de forma direcionada a partir do processo evolutivo de uma dada população, através da produção de novos indivíduos, os quais carregam as características dominantes de seus antecessores, dando-os maior grau de adaptação a um ambiente atual. Quanto à adaptação de um cromossomo a um ambiente é fornecida através da função *adapt*. Que pode ser descrita na forma:

$$\begin{aligned} &adapt: C \rightarrow K \\ &adapt(c) = \sum_{g \in c} \Theta_{c,g} \times grau(g) \end{aligned}$$

Fonte: Ferreira, A. M. V. Dissertação de Mestrado – Universidade Federal de Alagoas, 2011

Além disto, ainda há a função de seleção (*selec*), no GAADT, faz a seleção dos cromossomos mais aptos para efetuarem o cruzamento, e a função (*fecunda*), ou seja, a função de fecundação constrói o conjunto de genes dominantes para cada característica presentes nos indivíduos selecionados.

No caso da função *selec*, ela recebe uma população inicial P_1 e retorna uma nova população que é composta por indivíduos de P_1 , ou seja, um subconjunto, sendo que este é composto apenas por indivíduos que satisfazem o problema r , o qual é descrito por uma lógica formal de primeira ordem, que indica quando um dado cromossomo está apto a realizar o cruzamento.

Já a função *fecunda*, recebe apenas dois indivíduos, analisa-os quanto aos genes dominantes presentes em tais indivíduos e retorna apenas o conjunto de genes dominantes dos indivíduos selecionados. Que pode ser descrita em linguagem formal da seguinte forma:

$$\begin{aligned} &fec: C \times C \rightarrow \mathbb{P}(G) \\ &fec(c_1, c_2) = \{g \mid \forall g_1 \in c_1 \forall g_2 \in c_2 (g = domi(g_1, g_2))\} \end{aligned}$$

Fonte: Ferreira, A. M. V. Dissertação de Mestrado – Universidade Federal de Alagoas, 2011

Então se considerarmos que uma população inicial P_1 , possua por sua vez um conjunto de indivíduos mais aptos e a este conjunto dermos a nomenclatura de $P_{1\text{aptos}}$. Assim, podemos a partir do conjunto $P_{1\text{aptos}}$ extrair os subconjuntos: MACHO e FEMEA, onde estes subconjuntos são formados por predicados (M, F), para o tipo de população e que por sua vez pertencem ao conjunto de requisitos do ambiente Rq . Os subconjuntos são descritos em linguagem formal da seguinte forma:

$$Macho = selec(P_{1\text{aptos}}, M)$$

$$Femea = selec(P_{1\text{aptos}}, F)$$

Podemos observar que, a depender das especificações dos requisitos imposta ao ambiente M e F , podem-se gerar através da reprodução com o GAADT, reproduções sexuadas, assexuadas e mistas, ou seja, sexuada quando retornar vazio a interseção entre M e F , assexuada quando retornar M igual a F e mista quando retornar diferente de vazio a interseção entre M e F .

Por fim, o operador genético de mutação, com definições impostas para o GAADT, realiza a função de mutação mut , que pode ser do tipo complemento, inversão, troca ou negação.

Em se tratando de mutação utilizada pelo GAADT do tipo complemento (*complemento*), pode definir como sendo a função que recebe um indivíduo da população, um conjunto de posições de genes a serem mutados e um número aleatório r_1 pertencente ao conjunto de números entre 0 e 100. Tal função retornará o mesmo indivíduo fornecido se r_1 for maior que a probabilidade de mutação $prob_m$ e em casos contrários retornará um novo indivíduo, o qual possuirá apenas em seus genes mutados informações diferentes do indivíduo fornecido.

Para o caso da operação de mutação aplicada ao GAADT, utilizar-se um função do tipo inversão (*inverte*), então a mutação receberá um indivíduo da população, dois pontos de cortes j_1 e j_2 , sendo corte1 pertencente ao conjunto $(1, \dots, m)$ e j_2 pertencente ao conjunto (j_1+1, \dots, m) , além disto a mutação ainda receberá um número aleatório r_1 pertencente ao conjunto de números entre 0 e 100. A partir daí, a mutação retornará o mesmo indivíduo que lhe foi recebido, se r_1 for maior que a probabilidade de mutação e em caso contrário um novo indivíduo constituído pela inversão das informações que ocupam as posições compreendidas

entre os pontos de corte. Este tipo de mutação é descrita em linguagem formal da seguinte maneira:

$$\text{inverte}: C \times \mathbb{N}^* \times \mathbb{N}^* \times \mathbb{R}^* \rightarrow C_v$$

$$\text{inverte}(x_1^{\rightarrow m}, j_1, j_2, r_1) = \begin{cases} x_1^{\rightarrow m} & \text{se } r_1 > \text{prob}_m, \\ \langle x_1, \dots, x_{j_1-1}, x_{j_2}, \dots, x_{j_2}, x_{j_2+1}, \dots, x_m \rangle & \text{se } r_1 \leq \text{prob}_m. \end{cases}$$

Fonte: Vieira, R. V. Tese de Doutorado – Universidade Federal de Pernambuco, 2003.

Já para o caso da operação de mutação ser do tipo troca, então a função recebe um indivíduo da população, um conjunto de pontos de troca com cardinalidade par e um número aleatório r_1 , sendo r_1 pertencentes ao conjunto de números compreendidos entre 0 e 100. Desta forma esta função retornará o mesmo indivíduo fornecido se r_1 for maior do que a probabilidade de mutação, em casos contrários a função retornará um no indivíduo. Isto pode ser observado à descrição formal que segue:

$$\text{troca}: C_v \times \mathbb{P}(\mathbb{N}^*) \times \mathbb{R}^+ \rightarrow C_v$$

$$\text{troca}(x_1^{\rightarrow m}, \{j_1, \dots, j_w\}, r_1) = \begin{cases} x_1^{\rightarrow m} & \text{se } r_1 > \text{prob}_m, \\ \langle \dots, x_{j_1-1}, x_{j_2}, x_{j_1+1}, \dots, x_{j_2-1}, x_{j_1}, x_{j_2+1}, \dots, x_m \rangle & \text{se } r_1 \leq \text{prob}_m \end{cases}$$

Fonte: Vieira, R. V. Tese de Doutorado – Universidade Federal de Pernambuco, 2003.

Em se tratando da mutação do tipo negação, ou seja, função *not*, para esta função ser aplicada ao indivíduo a forma de representação destes indivíduos deve ser por matrizes booleanas, onde a função receberá apenas um indivíduo e um número aleatório r_1 compreendido nos conjuntos de números entre 0 e 100. Certa feita, a função retornará o mesmo indivíduo fornecido se r_1 for menor ou igual à probabilidade de mutação e em casos contrários retornará um indivíduo constituído com genes que negam os genes do indivíduo fornecido. A linguagem formal que descreve este tipo de função é a seguinte:

$$\text{not}: C_v \times \mathbb{R}^+ \rightarrow C_v$$

$$\text{not}(\vec{x}_{m \times m}, r_1) = \begin{cases} \vec{x}_{m \times m} & \text{se } r_1 > \text{prob}_m \\ \langle \hat{x}_{1,1}, \dots, \hat{x}_{m,m} \rangle & \text{se } r_1 \leq \text{prob}_c \end{cases}$$

Fonte: Vieira, R. V. Tese de Doutorado – Universidade Federal de Pernambuco, 2003.

2.15 Probabilidade de mutação e cruzamento

A probabilidade de mutação e cruzamento será fundamental para a convergência do algoritmo genético, pois a frequência em que os operadores genéticos são aplicados sobre os indivíduos de uma determinada população, determinará a velocidade de convergência, sendo ela acelerada ou retardada. Desta forma, diversos pesquisadores tratam deste assunto dando-lhe diversas definições para o valor da probabilidade, tanto de mutação quanto de cruzamento.

Uma das abordagens feitas para o valor de probabilidade de mutação e cruzamento foi apresentada para atribuir de forma dinâmica a probabilidade que variaria de forma linear o $prob_m$ e $prob_c$, durante a execução do algoritmo genético, de modo que a cada interação de $prob_c$ decrementaria uma quantidade r_1 e a cada interação de $prob_m$ incrementaria uma quantidade r_2 , sendo r_1 e r_2 pertencentes ao conjunto dos números reais positivos.

Outra abordagem proposta por Davis et al. Vieira (2003) para atribuição dinâmica, se dar através do tratamento das probabilidades de modo que, cada operador receberá um incremento de uma quantidade r_1 , toda vez que as ações destes operadores gerarem um indivíduo mais adaptado do que algum outro indivíduo da mesma população e receberá um decremento r_1 em casos contrários. Para isso ocorrer, r_1 deverá pertencer a conjunto dos números reais positivos.

CAPÍTULO 3: RESULTADOS E DISCUSSÕES

3.1 Sistema “Sis Plataforma” com AG de Holland

O criação do sistema foi realizado em ambiente de programação em linguagem Python após estudos para obter conhecimento sobre a linguagem em tutoriais de acordo com Borges (2011); Labaki (2011); Rossum (2011) e Souza (2011), utilizando ainda de banco de dados MySQL, acessando ao site MySQL (2011), para o desenvolvimento de um *software* que fosse capaz de calcular rotas, através de Algoritmo Genético (AG).

A partir daí, buscou-se informações sobre a localização das plataformas de petróleo em alto mar, para se iniciar os cálculos sobre as distâncias entre tais plataformas e aeroportos, visando à diminuição das rotas feitas por helicópteros *offshore*.

Tais informações sobre plataformas de petróleo de uma companhia brasileira de extração de óleo bruto foram encontradas na internet através do site: <http://www.pontosbr.com/subcategorias.php?cod=242&t=1>, as quais pertencem a um grupo de plataformas que estão ao longo da costa brasileira, mais precisamente próxima ao Estado de Sergipe. Para tanto, foi então utilizado como ponto de partida e chegada o Aeroporto de Aracaju, sendo levadas em consideração, também suas coordenadas geográficas.

Descobriu-se então que as localizações eram fornecidas em latitude e longitudes. Então foi necessária a aplicação de uma fórmula da trigonometria esférica para calcular a distância entre eles, pois os pontos estavam dispostos na região esférica da terra. Conforme fórmula trigonométrica esférica para cálculo da distância entre pontos na face terrestre.

$$\cos(b) = \cos(a) \cdot \cos(c) + \sin(a) \cdot \sin(c) \cdot \cos(B)$$

$$\cos(c) = \cos(b) \cdot \cos(a) + \sin(b) \cdot \sin(a) \cdot \cos(C)$$

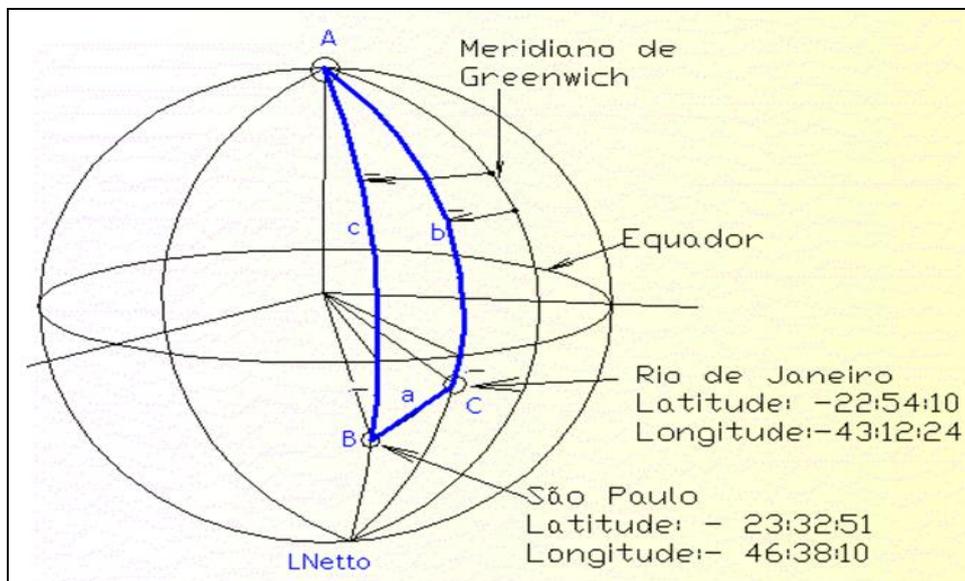
$$\cos(a) = \cos(b) \cdot \cos(c) + \sin(b) \cdot \sin(c) \cdot \cos(A)$$

Um exemplo de como foi realizado este cálculo encontra-se na ilustração da Figura 7, que segue abaixo, onde são utilizados como exemplo a Cidade do Rio de Janeiro e São Paulo, para a representação da distância entre dois pontos.

Além disto, para esta fórmula deve-se utilizar a relação entre o ponto A, ou seja, ponto mais ao norte do planeta e também as distâncias entre o Meridiano de Greenwich e as

linhas longitudinais em que ligam o ponto A aos pontos que se deseja saber as distâncias entre eles.

Figura 7 - Desenho da representação do cálculo de distâncias entre dois pontos no globo terrestre.



A partir daí inserimos no próprio sistema tal fórmula para que o usuário do sistema apenas inserisse os dados referentes às coordenadas geográficas, ou seja, a latitude e a longitude.

Teve início o cadastramento dos dados no sistema, que por sua vez, já faria o cálculo da menor distância entre os pontos, gerando assim uma matriz de distâncias entre todos os pontos cadastrados.

Quanto ao cadastramento dos dados se deu da seguinte forma:

1. Cadastramento das Plataformas;
2. Cadastramento dos Helicópteros;
3. Cadastramento das Cargas;

Para o cadastramento de plataformas de petróleo neste sistema, se fez necessário apenas cadastrar o nome do local, a latitude e a longitude, referente a cada plataforma.

Para o cadastramento dos helicópteros no sistema, se fez necessário inserir as configurações pertinentes a cada tipo de helicóptero, ou seja, o nome da aeronave, figura ou imagem do helicóptero, a quantidade de passageiros a ser transportada, autonomia do helicóptero, velocidade média da aeronave e carga máxima a ser transportada.

E para o cadastro de cargas, ficou definido que seria possível inserir valor de peso a ser transportado, seja ele carga ou pessoa, sendo descrito caso seja pessoa o nome e caso seja carga a descrição da carga.

O tipo de AG a ser implantado no sistema foi o de Holland para o método do problema do caixeiro viajante. Sendo que o AG somente iniciaria após a elaboração da matriz distâncias a ser calculada pelo sistema.

A partir daí o usuário do sistema escolheu o tipo de helicóptero que deseja que seja feita a rota, escolheu ainda as plataformas a serem visitadas e a carga a ser transportada, e então se iniciou o teste do algoritmo.

Para a configuração do cromossomo, foi designado que seria representando da seguinte forma: o primeiro gene seria sempre o aeroporto, sendo seguido das plataformas em ordem escolhida pelo algoritmo e finalizando novamente com o aeroporto. Essa configuração foi feita, pois se definiu que os abastecimentos das aeronaves seriam feitas apenas no aeroporto.

O exemplo da configuração do cromossomo como é representado após a resposta do algoritmo, a qual nos mostra a sequência a ser seguida pelo helicóptero em sua rota, ou seja, partindo do aeroporto, seguindo pelas plataformas e retornando ao aeroporto.

Importante ainda ressaltar que o tamanho do cromossomo vai variar de acordo com a quantidade de plataformas selecionadas para entrar na rota.

A configuração do cromossomo está intimamente relacionada a autonomia, peso a ser transportado e as distâncias entre as plataformas e o plataformas e aeroporto.

Além disso, cada gene possui um peso, para que seja aplicada a função de avaliação, que por sua vez tem o propósito de avaliar se a aeronave tem condições de ir para outra plataforma ou será necessário voltar ao aeroporto para reabastecer, ou seja, para cada gene do cromossomo, existe uma configuração independente por plataforma, como por exemplo, na plataforma P001, estará à frente da plataforma P002, somente se: o valor para *fitness* for menor.

Esse peso inerente ao gene é concebido a partir dos valores aleatórios referentes ao peso que cada plataforma deseja enviar, seja a outra plataforma ou ao aeroporto. Outra importante resposta do sistema é matriz distâncias que mostra a distâncias entre todas as

plataformas, inclusive a distâncias entre as plataformas e o aeroporto, ficando assim representado as menores distâncias entre as plataformas e também entre o aeroporto. Conforme mostra a tabela1 abaixo.

Tabela 1 - Matriz de distâncias entre os pontos geográficos referente às plataformas de petróleo e Aeroporto de Aracaju.

Matriz de Distâncias						
Pontos Geográficos	P001	P004	P010	P013	P016	P019
P001	0,0 Km	3,25 Km	2,20 Km	3,61 Km	17,90 Km	16,79 Km
P004	3,25 Km	0,0 Km	3,80 Km	2,92 Km	14,67 Km	13,58 Km
P010	2,20 Km	3,80 Km	0,0 Km	2,25 Km	18,12 Km	17,11 Km
P013	3,61 Km	2,92 Km	2,25 Km	0,0 Km	16,17 Km	15,21 Km
P016	17,90 Km	14,67 Km	18,12 Km	16,17 Km	0,0 Km	1,30 Km
P019	16,79 Km	13,58 Km	17,11 Km	15,21 Km	1,30 Km	0,0 Km
Aeroporto de Aracaju	4,39 Km	5,18 Km	6,57 Km	7,37 Km	17,50 Km	16,25 Km

Matriz na qual se pode conferir se a escolha de rota proposta pelo AG foi realmente à melhor. Os fatores que foram levados em consideração por esta experimentação foram: a distâncias em linha reta entre todas as plataformas de petróleo, inclusive o aeroporto (local de abastecimento); o consumo médio de combustível de uma aeronave, a depender do tipo de helicóptero escolhido para a execução da rota e o peso de carga a transportar em relação ao consumo de combustível do helicóptero.

Através destes fatores foi escrito o código fonte onde ficou designado que para a autonomia da aeronave seria disposto 40%, para o peso a ser transportado seria 35% e para a distância entre as plataformas seria de 25%, totalizando 100% do valor em que o AG analisa o melhor *fitness*. A tabela2 nos mostra o resultado final da escolha através dos *fitness*.

Tabela 2 - Representação do “*fitness*” encontrado após cálculo do algoritmo genético.

Fitness	
1	362,382655172
2	363,832917241
3	364,924100000
4	364,972906897
5	372,527517241

Além disto, o AG gera 80 populações, dos quais apenas 50% dos melhores indivíduos são selecionados.

Desta forma, o algoritmo genético avalia qual será a próxima plataforma para onde se pilotará a aeronave, e por sua vez diminuirá os riscos de acidente por pane seca, além de otimizar o consumo de combustível dos helicópteros *offshore*.

Foram realizados 03 (três) testes para fazermos a análise comparativa com os resultados finais obtidos através da execução do algoritmo.

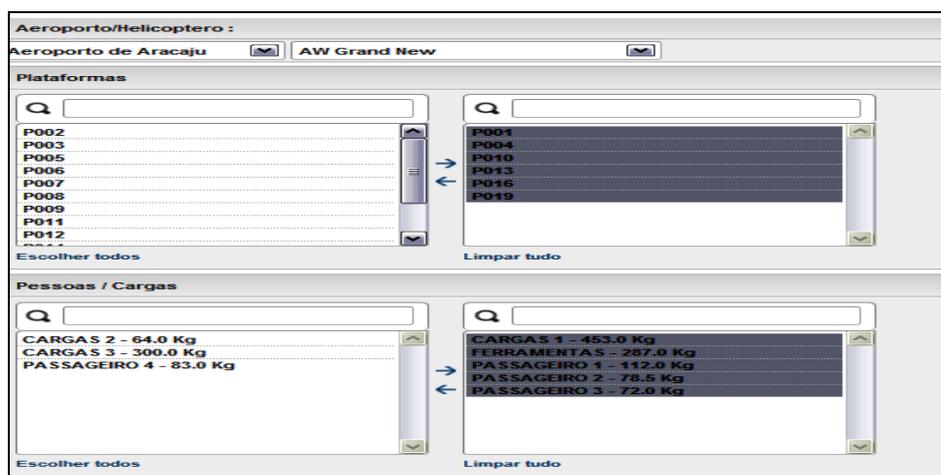
3.2 Resultados do Sistema “Sis Plataformas”

Ao utilizarmos este sistema, inicialmente é necessária a inserção de senha, pois o sistema foi dividido por perfis, onde cada usuário poderá ter a visão específica do sistema.

Após a inserção da senha o sistema disponibiliza uma janela para que o usuário insira as informações pertinentes a sua consulta quanto à rota, realizando posteriormente escolha das especificações para a mesma. Estas especificações podem ser selecionadas, seja utilizando as localizações das plataformas já cadastradas ou inserindo novos dados. Tais dados são inseridos de acordo com a conveniência do usuário.

Para este teste utilizamos os dados anteriormente cadastrados, como descreveremos mais adiante. A Figura 8 mostra o momento das escolhas dos itens que se relacionarão no AG. Estes itens selecionados servirão para a realização do 1º teste: aeroporto de Aracaju, helicóptero de tipo: awgrand new, as plataformas e a carga a ser transportada

Figura 8 - Interface do sistema (local de seleção dos fatores a serem calculados pelo algoritmo).



Neste momento, escolhe-se qual o ponto de partida, ou seja, o aeroporto a ser tomado para início da rota; qual o tipo de helicóptero que irá, ao final do algoritmo, executar a rota

definida; quais as plataformas de petróleo a serem atendidas pela rota; e por fim quais as cargas e seus respectivos pesos, que deverão ser transportados pela aeronave escolhida.

As plataformas utilizadas foram as P001 P004, P010, P013, P016 e P019. As coordenadas geográficas dos pontos, tanto para as plataformas, quanto para o aeroporto estão descritas na tabela 3 que segue. Além das coordenadas geográficas para as plataformas de petróleo, também inserimos as coordenadas geográficas do Aeroporto de Aracaju, para utilizarmos posteriormente em nossas experimentações.

Tabela 3 –Exemplo de coordenadas geográficas para pontos de plataformas e aeroporto.

Plataforma / Aeroporto	Latitude	Longitude
P001	-10,9844406557	-36,9823370263
P004	-11,0135132245	-36,9886545350
P010	-10,9880796301	-36,9380726649
P013	-11,0081895150	-36,9329760668
P016	-11,1427319176	-37,0401466984
P019	-11,1318388966	-37,0477863856
Aeroporto de Aracaju	-10,9861850000	-37,0722220000

A aeronave empregada para realização da rota foi o AW GRAND NEW, que possui autonomia de 240 minutos de vôo, carga máxima de 3.175 kg para levantar vôo e velocidade média de 290 km/h.

Quanto às cargas empregadas para a realização das rotas foram as seguintes: Passageiro 1 com 112 kg; Passageiro 2 com 78,5 kg; Passageiro 3 com 72 kg; Ferramentas com 287 kg e Cargas 1 com 453 kg.

A partir daí, clicamos em “Gerar Lista” e dá-se início ao algoritmo.

O sistema ainda por ser bem primitivo leva alguns minutos para dar a resposta final. Na qual se pode fazer a análise dos dados encontrados.

Como resposta para o 1º teste do sistema, obtemos as seguintes informações, como mostra a Tabela4, 5 e 6. O sistema mostra-nos uma tabela com as 5 melhores rotas escolhidas, outro quadro com os 5 melhores *fitness* respectivamente para as 5 melhores rotas e por fim uma matriz de distâncias onde pode ser analisado a confiabilidade da execução do sistema.

Tabela4 - Resultado do 1º teste da execução do algoritmo genético de Holland.

MELHORES ROTAS							
Aeroporto de Aracaju	P016	P019	P010	P013	P004	P001	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P004	P001	P013	P010	P019	P016	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P004	P016	P001	P019	P013	P010	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P016	P010	P004	P013	P001	P019	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P016	P001	P019	P010	P013	P004	Aeroporto de Aracaju

Tabela 5 –Melhores Fitness do Resultado do 1º teste da execução.

FITNESS	
1	363,609800000
2	364,125758621
3	374,016127586
4	374,162548276
5	374,392637931

Tabela 6 –Matriz de Distâncias entre os pontos, inclusive aeroporto.

Matriz de Distâncias						
Pontos Geográficos	P001	P004	P010	P013	P016	P019
P001	0,0 Km	3,25 Km	2,20 Km	3,61 Km	17,90 Km	16,79 Km
P004	3,25 Km	0,0 Km	3,80 Km	2,92 Km	14,67 Km	13,58 Km
P010	2,20 Km	3,80 Km	0,0 Km	2,25 Km	18,12 Km	17,11 Km
P013	3,61 Km	2,92 Km	2,25 Km	0,0 Km	16,17 Km	15,21 Km
P016	17,90 Km	14,67 Km	18,12 Km	16,17 Km	0,0 Km	1,30 Km
P019	16,79 Km	13,58 Km	17,11 Km	15,21 Km	1,30 Km	0,0 Km
Aeroporto de Aracaju	4,39 Km	5,18 Km	6,57 Km	7,37 Km	17,50 Km	16,25 Km

A apresentação dos resultados para o primeiro teste o sistema retornou o Fitness com 05 (cinco) melhores rotas a serem seguidas, em ordem decrescente.

Tendo visto o resultado deste primeiro teste, realizamos o 2º teste ao sistema, desta vez, utilizando as mesmas informações quanto ao: tipo de helicóptero a realizar a rota ao término do algoritmo; as mesmas plataformas de petróleo e suas localizações geográficas (latitudes e longitudes) respectivamente; e por fim as mesmas cargas a serem transportadas ao final da execução do algoritmo genético. O intuito era de demonstrar se tais especificações do algoritmo e suas funções de avaliação estavam descritas de forma consistente.

Ao apresentar os resultados do 2º teste, utilizando algoritmo genético de Holland em sua constituição, o sistema demonstrou que, mesmo utilizando as mesmas condições impostas ao realizar o 1º teste o algoritmo encontrou outras possibilidades de melhores rotas. Desta

forma ficou claro que para o 1º teste o algoritmo não conseguiu apresentar as 05 rotas mais otimizadas. Podemos evidenciar nos dados da Tabela 7, 8 e 9 abaixo.

Tabela 7- Resultado do 2º teste da execução do algoritmo genético de Holland, utilizando os mesmos dados inseridos no 1º teste.

MELHORES ROTAS							
Aeroporto de Aracaju	P016	P013	P004	P019	P001	P010	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P016	P004	P001	P019	P013	P010	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P010	P019	P004	P001	P013	P016	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P019	P010	P016	P013	P004	P001	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P001	P016	P013	P004	P010	P019	Aeroporto de Aracaju

Tabela 8 – Melhores Fitness do Resultado do 2º teste da execução

FITNESS	
1	373,026044828
2	373,203841379
3	373,744203448
4	373,890624138
5	374,005668966

Além do resultado apresentando as cinco melhores rotas o sistema também apresenta, toda vez que é executado, a tabela de Matriz de Distâncias, na qual pode-se observar e confirmar que as distâncias entre qualquer ponto, seja ele uma plataforma ou aeroporto, e a medida utilizada é em quilômetros. Lembrando que o sistema, toda vez que for executado, em seu resultado apresentará a Matriz de Distâncias entre todos os pontos selecionados na configuração.

Tabela 9 – Matriz de Distâncias entre os pontos, inclusive aeroporto.

Matriz de Distâncias						
Pontos Geográficos	P001	P004	P010	P013	P016	P019
P001	0,0 Km	3,25 Km	2,20 Km	3,61 Km	17,90 Km	16,79 Km
P004	3,25 Km	0,0 Km	3,80 Km	2,92 Km	14,67 Km	13,58 Km
P010	2,20 Km	3,80 Km	0,0 Km	2,25 Km	18,12 Km	17,11 Km
P013	3,61 Km	2,92 Km	2,25 Km	0,0 Km	16,17 Km	15,21 Km
P016	17,90 Km	14,67 Km	18,12 Km	16,17 Km	0,0 Km	1,30 Km
P019	16,79 Km	13,58 Km	17,11 Km	15,21 Km	1,30 Km	0,0 Km
Aeroporto de Aracaju	4,39 Km	5,18 Km	6,57 Km	7,37 Km	17,50 Km	16,25 Km

Em seguida realizamos o 3º e último teste, no qual obtivemos novas rotas, diferentes do 1º e 2º testes aplicados ao mesmo algoritmo.

O intuito deste terceiro teste foi buscarmos reais comprovações quanto às falhas do sistema para este tipo de abordagem do problema e a forma de escrita do código fonte, na qual obtivemos novos resultados para rotas conforme pode ser observado na Tabela 10, 11 e 12 que segue demonstrando os 05 melhores indivíduos, ou seja, as cinco melhores rotas a serem seguidas pelos helicópteros offshore, segundo sugestão do sistema.

Tabela 10 - Resultados do terceiro e último teste proposto ao sistema. (apenas os 05 melhores indivíduos).

MELHORES ROTAS							
Aeroporto de Aracaju	P019	P016	P013	P010	P004	P001	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P010	P004	P016	P019	P013	P001	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P001	P016	P019	P013	P010	P004	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P016	P004	P001	P013	P010	P019	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P013	P004	P016	P010	P001	P019	Aeroporto de Aracaju

Tabela 11 – Melhores Fitness do Resultado do 3º teste de execução

FITNESS	
1	363,153106897
2	363,899155172
3	364,066493103
4	372,646048276
5	373,928972414

Ao final dos três testes, constatamos que a abordagem ao problema de rotas com o algoritmo Holland que implementamos não seria capaz de apresentar resultados satisfatórios de otimização de rotas de helicópteros.

No entanto, continuamos as pesquisas e resolvemos implementar o mesmo problema de rotas utilizando desta vez outra abordagem, o algoritmo GAADT e montamos a segunda versão do sistema Sis Plataforma.

3.3 Sistema “Sis Plataforma - V.2” com GAADT

Para a concepção do sistema de otimização de rotas de helicópteros utilizando a metodologia do GAADT, foi possível usar a antiga versão do sistema, na qual, possuía o Algoritmo Genético de Holland como algoritmo para a execução e resolução do problema.

Entretanto, foi preciso realinhar desde a interface do sistema, passando por inclusão de novas restrições e parâmetros, chegando, portanto até a modificação na escrita do código,

quanto ao algoritmo. Estas mudanças proporcionaram melhorias ao sistema. Tais melhorias já haviam sido sugeridas quando da primeira versão do sistema, que se utilizava do AG de Holland, pois ficou evidenciado que esta primeira arquitetura definida para o sistema, o qual deveria resolver o problema de otimização de rotas com diversas variáveis, não seria possível obter resultados satisfatórios.

Ao aplicarmos a metodologia do GAADT, percebemos que para o tipo de problema que queremos solucionar foi necessário a utilização do operador genético de cruzamento, não sendo utilizada a mutação. Se aplicássemos o operador genético de mutação o sistema poderia gerar indivíduos monstros, ou seja, cromossomos que em sua formação apresentassem a repetição de plataformas. A repetição de uma determinada plataforma no cromossomo indicaria que a rota estaria percorrendo um caminho, que repetiria a passagem por uma plataforma.

Quando se trata de alterações em relação à interface, pudemos observar que havia uma necessidade de incluir novos modelos organizacionais, capazes de atender a nova estrutura, a qual possuirá fatores inter-relacionados. Para isso foi preciso definir locais onde o usuário poderá cadastrar configurações para que o algoritmo seja executado de acordo com cada configuração imposta a ele.

3.4 Cadastro de configurações

A título de modificações no sistema foi desenvolvida a criação de um campo destinado a organização das configurações, conforme Figura 9 abaixo. Neste ambiente, é possível realizar o cadastramento de diversas configurações. As configurações são compostas por informações que são solicitadas pelo algoritmo, ou seja, aquelas informações necessárias para a execução do sistema, pelas quais se chegará a um resultado.

Neste campo de cadastramento, é solicitado ao usuário que ele escolha:

- O tipo do helicóptero;
- O aeroporto (com localização em relação à latitude e longitude e ponto de início da rota);
- Hora de início da rota;
- Quantidade de pessoas/cargas a ser transportada;
- Local de embarque de cada pessoa/carga;
- Local de desembarque de cada pessoa/carga;

Figura 9 – Interface de cadastro de configurações.

Beta Favoritos Allan Alterar senha Encerrar sessão

Início > Sistema > Configurações > Adicionar configuração

SIS PLATAFORMAS

Helicóptero: [dropdown] +

Aeroporto: [dropdown] +

Início: [input] Agora [clock icon]

Plataforma pessoas +

Pessoa	Local de Embarque	Local de Desembarque
[dropdown] +	[dropdown] +	[dropdown] +

Salvar e adicionar outro Salvar e continuar editando Salvar

Produzido por Allan Vianna - allanvianna@gmail.com

Além disto, o usuário pode ainda, salvar a configuração que definiu e apenas partir para a execução, como também, pode salvar a configuração e continuar cadastrando outras configurações. Desta forma, o usuário ganhará tempo, para a execução e análise dos resultados para cada configuração.

Lembrando que esta etapa ainda não faz parte da execução do algoritmo, mas são os vetores, essenciais, os quais o algoritmo irá utilizar para montagem dos cromossomos e encontrar a solução para o problema. Os fatores que serão escolhidos nesta etapa do sistema são: o tipo de helicóptero, o aeroporto, a hora de início da rota, a quantidade de pessoas/cargas a ser transportada, o local de embarque de cada pessoa/carga e o local de desembarque de cada pessoa/carga.

3.5 Escolha do tipo de helicóptero

Ao tratarmos da escolha do tipo de helicóptero, deve-se pensar que existem várias possibilidades quanto às formatações dos helicópteros, ou seja, cada tipo de helicóptero possui capacidade de carga, tempo de autonomia, capacidade de lugares para passageiros, velocidade, entre outros fatores.

O algoritmo definido para o Sis Plataformas - V.2, leva em consideração fatores de grande relevância em relação ao tempo gasto para a realização das rotas, o qual está intrinsecamente relacionado com a capacidade de transporte de carga, a autonomia de voo, a

capacidade de transporte de passageiros, tendo como observância o peso e a quantidades de lugares disponíveis dentro da aeronave e por fim a velocidade de acordo com o peso a ser transportado e o consumo de combustível.

3.6 Escolha do aeroporto

Antes do usuário do sistema definir qual o aeroporto será tomado como base para início da rota, deve-se previamente serem cadastrados os aeroportos que servirão de base para a execução do algoritmo. Para isso, no campo de cadastro de aeroportos, o sistema solicita ao usuário a inserção das latitudes e longitudes, ou seja, a localização do aeroporto em relação ao Meridiano de Greenwich e a Linha do Equador. Afinal o sistema deverá calcular a distâncias entre pontos, automaticamente.

3.7 Escolha da hora de início da rota

O sistema ainda solicita ao usuário a hora de início da rota, o qual poder apenas digitar uma hora estimada para início, ou ainda, apenas clicar sobre um botão e o próprio sistema ajustará a hora de início da rota, para a hora atual em que está sendo realizado o cadastramento da configuração.

Esta hora de início da rota servirá para o algoritmo, de forma que, o mesmo possa calcular os tempos, sejam eles em relação: a distância à percorrer entre o aeroporto e as plataformas; distância à percorrer entre as plataforma e adistância total percorrida pelo helicóptero. Além disto, esta hora de início da rota, será de fundamental importância para o controle do tempo de parada, o qual é imposto a cada 04 (quatro) horas de voo.

O tempo de parada é uma restrição aplicada ao sistema e imposta pela legislação brasileira, que trata da carga horária realizada pelo trabalhador, ou seja, o piloto de helicóptero. Portanto, o sistema leva em consideração que a rota deve levar em consideração que o piloto trabalhará 08 (oito) horas diárias, podendo ser organizada em turnos e plantões, e que a cada 04 (quatro) horas, será dado ao piloto, como também ao sistema o intervalo de 01 (uma) hora.

3.8 Quantidade de pessoas/cargas a ser transportada

No ato do cadastramento da configuração, o usuário deverá informar após a escolha do tipo de helicóptero, do aeroporto, da hora de início da rota, a quantidade de pessoas/cargas a ser transportada. Lembrando que, o sistema possui restrições quanto ao peso e capacidade de transporte de passageiros para cada tipo de helicóptero, pois a depender do helicóptero escolhido pelo usuário, o sistema emitirá aviso de extrapolação, seja de carga ou de quantidade de passageiros.

O aviso de que o usuário extrapolou a quantidade de passageiro para aquele tipo de helicóptero, ocorrerá, por exemplo, quando o helicóptero escolhido possuir apenas 8 lugares e o usuário está querendo inserir 9º passageiro.

Para os casos de grande quantidade de passageiros, recomenda-se escolher o tipo de helicóptero que seja capaz de absorver o volume de pessoas a ser transportada. As informações em relação à quantidade de pessoas que cada helicóptero pode transportar, é dada no ato do cadastramento de helicópteros, onde além de lugares disponíveis no helicóptero, também é informado a autonomia, a velocidade e o peso máximo a transportar de cada aeronave.

Para a execução do GAADT, o sistema deverá seguir a seguinte proporção: quanto maior for o peso a ser transportado, menor ficará a distância que a aeronave deverá percorrer, ou seja, a distância percorrida pela aeronave se tornará inversamente proporcional a quantidade de peso a ser transportado, que por sua vez está relacionado com a quantidade de passageiros/cargas que o helicóptero deverá transportar.

3.9 Local de embarque de cada pessoa/carga

Após a escolha da pessoa/carga a ser transportada, o usuário deverá cadastrar o local em que será embarcado. Este local poderá ser o aeroporto ou qualquer outra plataforma, pois caso haja a necessidade de transportar pessoas ou cargas entre as plataformas, o sistema também aceitará.

Vale salientar que, o usuário poderá fazer o embarque de pessoas/cargas partindo do aeroporto com destino as plataformas, assim como das plataformas com destino ao aeroporto e ainda de uma plataforma com destino a outra plataforma.

3.10 Local de desembarque de cada pessoa/carga

Após a escolha do local de embarque de uma pessoa/carga a ser transportada, o usuário deverá cadastrar o local em que será desembarcado. Este local poderá ser o aeroporto ou qualquer outra plataforma, pois caso haja a necessidade de transportar pessoas ou cargas entre as plataformas, o sistema o fará normalmente.

Lembrando que, o usuário poderá fazer o desembarque de pessoas/cargas no aeroporto tendo como origem as plataformas, assim como das plataformas tendo como destino o aeroporto e ainda em plataforma tendo como origem outra plataforma.

A Figura 10 vem exemplificar o cadastramento de configurações para execução do sistema “Sis Plataformas”.

Figura 10 – Exemplo de cadastramento das configurações.

Historico: Operação "AW139 Aeroporto de Aracaju : Saida : 11:38:14": modificado com sucesso. Você pode editar novamente abaixo.

Helicoptero:	AW139	
Aeroporto:	Aeroporto de Aracaju	
Inicio:	11:38:14	Agora 🕒
Plataforma pessoas		
Pessoa	Local de Embarque	Local de Desembarque
Nome: Passageiro 1 Peso: 112.0 kg	Aeroporto de Aracaju	P010
Nome: Passageiro 2 Peso: 78.5 kg	Aeroporto de Aracaju	P014
Nome: Passageiro 3 Peso: 72.0 kg	P005	Aeroporto de Aracaju
Nome: Passageiro 4 Peso: 83.0 kg	P013	P005

Apagar Salvar e adicionar outro Salvar e continuar editando Salvar

3.11 Execução do Sistema “Sis Plataforma – V.2”

Após a realização por parte do usuário do cadastramento de configurações, é possível então solicitar ao sistema que seja executada. Nesta fase, o sistema solicita ao usuário que escolha dentre todas as configurações previamente cadastradas, qual será executada. Conforme pode ser observado na Figura 11, que segue:

A partir da escolha da configuração, o usuário deve clicar em “gerar lista” que por sua vez irá iniciar a execução do algoritmo.

Figura 11 – Resultado do sistema para uma determinada configuração.



O sistema leva alguns segundos para a realização da tarefa, e em seguida apresenta o resultado contendo as 05 (cinco) melhores rotas a serem seguidas para aquele tipo de configuração, bem como, apresenta os 05 (cinco) melhores “*fitness*”, respectivamente primeira, segunda, terceira, quarta e quinta rota.

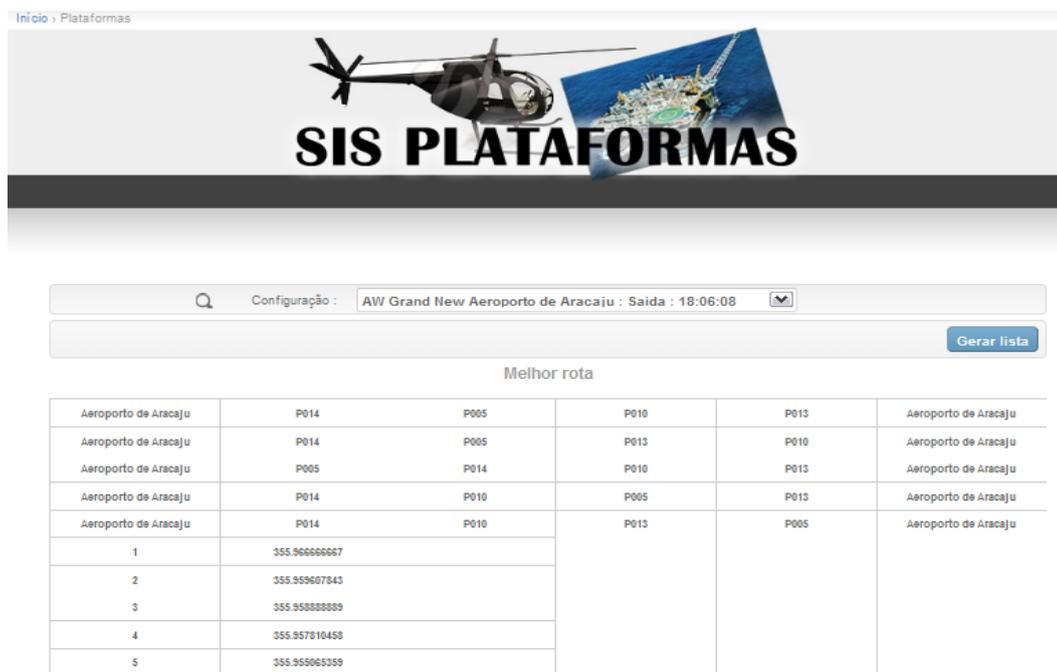
O *fitness* está relacionado ao resultado obtido do cromossomo, ou seja, quanto maior for o valor atribuído pelo sistema ao *fitness*, mais otimizado estará a rota, indicando assim a melhor rota a ser seguida, para aquele tipo de configuração.

Ao final do resultado, ainda é possível observar uma tabela que descreve a matriz distâncias, a qual informa todas as distâncias entre todos os pontos, sejam eles plataformas ou aeroporto. Nesta tabela é possível analisar se a rota sugerida como melhor resultado do sistema, possui mesmo a menor distância.

Vale salientar ainda que, o sistema ao apresentar os cinco melhores *fitness*, não leva apenas em consideração a distância entre os pontos cadastrados na configuração, mas também todos os outros fatores como velocidade máxima da aeronave, autonomia, peso transportado, quantidade de passageiros, embarques e desembarques no aeroporto e plataformas, tempo de parada.

A Figura 12 mostra-nos resultado da execução do algoritmo, onde podemos observar a sequência das cinco melhores rotas e os seus respectivos *fitness*, para uma determinada configuração previamente estabelecida.

Figura 12 – Exemplo de resultado do sistema para uma determinada configuração.



Outra informação importante é que o Sis Plataforma – V.2 trouxe ainda da versão anterior a mesma quantidade de geração de populações, ou seja, 80 populações, selecionando apenas 50% dos melhores indivíduos para a formação da próxima população. Desta forma, o algoritmo genético continua avaliando qual será a próxima plataforma para onde se pilotará a aeronave, diminuindo, portanto os riscos de acidente por pane seca, além de continuar otimizando o consumo de combustível dos helicópteros *offshore*.

Foram realizados 03 (três) testes para que pudéssemos fazer uma análise comparativa com os resultados finais obtidos através da execução do algoritmo.

3.12 Resultados do sistema “Sis Plataformas – V.2”

Para sabermos e analisarmos a confiabilidade dos resultados do sistema, foi necessário realizarmos 03 testes, para os quais foram utilizados uma configuração padrão. Esta configuração foi composta pela escolha de:

- Tipo de Helicóptero: Esquilo AS 350 B2
- Aeroporto: Aeroporto de Aracaju

- Hora de início da rota: 08:00:00
- Pessoas/Cargas: Carga 1 (peso = 453,00Kg); Passageiro 1 (peso = 112,00Kg); Passageiro 2 (peso = 78,50Kg); Passageiro 3 (peso = 72,00Kg); Passageiro 4 (peso = 83,00Kg); Carga 2 (peso = 64,00Kg); Carga 3 (peso = 300,00Kg);
- Locais de Embarque: P019; Aeroporto de Aracaju; P006; P008; P014; P016; P011; respectivamente.
- Locais de Desembarque: Aeroporto de Aracaju; P016; P016; P003; Aeroporto de Aracaju; P004; Aeroporto de Aracaju; respectivamente.

Tais, informações podem ser observadas na Figura 13 abaixo, a qual nos mostra o cadastramento da configuração padrão utilizada pelo algoritmo para resolução do problema e para análise através dos 03 testes a serem realizados.

Figura 13 – Configuração padrão para realização dos testes.

Inicio > Sistema > Configuracoes > Esquilo AS 350 B2 Aeroporto de Aracaju - Salvo : 08:00:00

SIS PLATAFORMAS

Histórico

Helicoptero: Esquilo AS 350 B2

Aeroporto: Aeroporto de Aracaju

Inicio: 08:00:00 Agora

Pessoa	Local de Embarque	Local de Desembarque
Nome: CARGAS 1 Peso: 453.0 kg	P019	Aeroporto de Aracaju
Nome: Passageiro 1 Peso: 112.0 kg	Aeroporto de Aracaju	P016
Nome: Passageiro 2 Peso: 78.5 kg	P006	P016
Nome: Passageiro 3 Peso: 72.0 kg	P008	P003
Nome: Passageiro 4 Peso: 83.0 kg	P014	Aeroporto de Aracaju
Nome: CARGAS 2 Peso: 64.0 kg	P016	P004
Nome: CARGAS 3 Peso: 300.0 kg	P011	Aeroporto de Aracaju

Apagar Salvar e adicionar outro Salvar e continuar editando Salvar

3.13 Sis plataforma – V2: primeiro teste

Para a realização do primeiro teste, foi selecionada uma configuração denominada padrão, para que possamos ao final dos três testes, obter resultados concludentes e que nos apresente uma diferenciação do método do Algoritmo Genético de Holland.

Vale lembrar que a primeira versão para este sistema foi aplicado a AG de Holland, e que a quantidade de restrições imposta a este primeiro exemplar do sistema foi bastante reduzido, tendo, portanto, a segunda versão, a quantidade de restrições aumentada.

Tratando portanto do primeiro teste, após a execução do GAADT para este tipo de problema, os resultados propostos pelos sistemas apresentaram as 05 (cinco) melhores rotas, com seus respectivos “fitness”.

Onde ficou evidenciado a diferença entre os valores de “fitness” apresentados para cada rota, em virtude da seleção dos melhores indivíduos (cromossomos) da população final, proposta pelo GAADT.

Conforme nos apresentam as Tabelas12 e 13, podemos observar claramente a diferença entre os valores dos “fitness” de cada rota, bem como, observar as cinco melhores rotas, onde a aeronave deve partir do Aeroporto de Aracaju, seguir para as Plataformas P016, P019, P004, P008, P006, P014, P011, P003 e por fim retornar ao Aeroporto de Aracaju. Lembrando ainda, que em cada plataforma por onde a aeronave deverá passar há uma imposição de embarque, desembarque ou até mesmo os dois, a depender das informações da configuração.

Tabela12 – Resultado apresentado do 1º teste ao sistema – “Sisplataforma – V2”.

MELHORES ROTAS									
Aeroporto de Aracaju	P016	P019	P004	P008	P006	P014	P011	P003	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P008	P006	P014	P011	P004	P019	P016	P003	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P006	P014	P004	P011	P008	P019	P016	P003	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P003	P006	P004	P008	P014	P019	P016	P011	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P019	P014	P008	P011	P004	P006	P003	P016	Aeroporto de Aracaju

Tabela 13 – Melhores Fitness do 1º teste ao sistema – “Sis plataforma – V2”.

FITNESS	
1	2,85092915215
2	2,80941213258
3	2,80217457339
4	2,79628919861
5	2,75496515679

Após este resultado, foi realizado o segundo testes ao algoritmo implementado na nova versão do sistema.

3.14 Sis plataforma – V2: segundo teste

Para a realização do segundo teste, foi selecionada novamente a mesma configuração denominada padrão, a qual já havia sido selecionada para a execução do primeiro teste, na tentativa de obtermos resultados a respeito da executabilidade do GAADT perante este tipo de problema.

Da mesma forma do primeiro teste, o sistema também apresentou após a execução do GAADT, os resultados das 05 (cinco) melhores rotas, com seus respectivos “*fitness*”.

Conforme nos mostram, com maior clareza o resultado obtido após a realização do segundo teste, as Tabelas 14 e 15, a diferença entre os valores dos “*fitness*” de cada rota, bem como, podemos observar a classificação por ordem das cinco melhores rotas, onde, segundo o sistema a aeronave deve partir do Aeroporto de Aracaju, seguir para as Plataformas P003, P019, P016, P004, P011, P006, P008, P014 e por fim retornar ao Aeroporto de Aracaju.

Da mesma forma que o primeiro teste, o sistema leva em consideração o embarque e desembarque de passageiros/cargas, em cada plataforma, bem como no Aeroporto de Aracaju. Pois devemos lembrar que a autonomia de voo da aeronave será diretamente afetada de acordo com o peso em que a mesma está transportando durante a realização da rota. Portanto é de fundamental importância o parâmetro que se relaciona com o consumo de combustível e os embarques e desembarques de passageiros/carga.

Tabela 14 – Resultado apresentado do 2º teste ao sistema – “Sisplataforma – V2”.

MELHORES ROTAS									
Aeroporto de Aracaju	P003	P019	P016	P004	P011	P006	P008	P014	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P006	P011	P003	P008	P016	P019	P004	P014	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P006	P004	P011	P019	P016	P003	P014	P008	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P014	P004	P008	P016	P019	P003	P011	P006	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P011	P016	P019	P008	P004	P006	P014	P003	Aeroporto de Aracaju

Tabela 15 –Melhores Fitness do 2º teste ao sistema – “Sis plataforma – V2”.

FITNESS	
1	2,83072690012
2	2,81683042973
3	2,80282229966
4	2,80083623693
5	2,78288617886

3.15 Sis plataforma – V2: terceiro teste

Para a realização do terceiro e último teste, foi selecionada a mesma configuração padrão utilizada nos testes anteriores. Esta insistência se dá, pelo fato de que estes testes são extremamente empíricos e para obtermos respostas quanto a formatação dada ao algoritmo GAADT.

Seguindo a padronização da realização dos testes anteriores, a resposta para o problema das rotas dos helicópteros foi apresentado da mesma forma, sendo mostrada ao final da execução do GAADT uma sequência das 05 (cinco) melhores rotas, com seus respectivos 05 melhores “*fitness*”. A solução proposta para este terceiro teste foi partir do Aeroporto de Aracaju, seguir para as Plataformas P003, P008, P014, P004, P006, P011, P019, P016 e por fim retornar ao Aeroporto de Aracaju.

Para melhor compreensão deste terceiro teste, podemos visualizar asTabela16 e 17, que nos apresenta o resultado final, sendo mais uma vez divergente as respostas se comparado aos outros dois testes.

Tabela16 – Resultadoapresentado do 3º teste ao sistema – “Sisplataforma – V2”.

MELHORES ROTAS									
Aeroporto de Aracaju	P003	P008	P014	P004	P006	P011	P019	P016	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P014	P003	P006	P019	P016	P011	P008	P004	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P011	P014	P003	P004	P016	P019	P006	P008	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P006	P011	P016	P019	P008	P014	P003	P004	Aeroporto de Aracaju
Aeroporto de Aracaju	P014	P003	P019	P008	P006	P011	P004	P016	Aeroporto de Aracaju

Tabela17 – Melhores Fitness do 3º teste ao sistema – “Sis plataforma – V2”.

FITNESS	
1	2,88200348432
2	2,82284552846
3	2,80984320557
4	2,80862950058
5	2,74543554007

3.16 Discussões sobre os sistemas “Sis Plataforma” com AG de Holland e “SisPlataforma – V2” com GAADT

A partir da experimentação, pudemos entender e concluir que o algoritmo genético de Holland conforme aplicado, não atendeu de forma satisfatória as reais necessidades do setor petrolero, o qual demanda bastante confiabilidade, levando em consideração que houve uma falha na descrição da função de avaliação.

A função de avaliação empregada ainda requer melhorias, pois o AG não nos deu a resposta ótima para o problema de rotas. Resposta que por sua vez, deveria ser única e ocorrer nos três testes, pois então mostraria confiabilidade da execução do algoritmo.

Além disto, para melhor adequação do sistema ao ambiente real em que se pretende inseri, é necessário ainda aumentar o número restrições impostas ao algoritmo, tornando assim o sistema cada vez mais complexo e o ambiente não determinístico.

A segunda versão do Sistema, ou seja, o “Sis Plataforma – V2”, já apresentou melhoramentos quanto a função de avaliação, ou seja, as definições para a escolha do melhor “*fitness*”, bem como, incrementou novos fatores, que após analise, de forma interligada, demonstrou ser um sistema mais robusto e completo.

As melhorias implantadas para a segunda versão demonstraram que utilizando o algoritmo genético GAADT, foi possível chegar a soluções mais otimizadas. Estas constatações foram possíveis após a realização de três testes, os quais apresentaram gradativamente significativas soluções quanto ao “*fitness*”.

Outra informação importante é que a quantidade de restrições impostas ao “Sis Plataforma – V2” foi maior do que o imposto ao “Sis Plataforma”. No entanto, com a função de avaliação utilizada, a segunda versão demorou bastante a apresentar seus resultados.

Após análise ao código, verificamos que há possibilidade de incrementação futura para acrescentar melhorias quanto ao tempo de resposta do sistema. Estas melhorias serão base para estudos futuros.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Ao realizarmos a abordagem com dois tipos de Algoritmos Genéticos, ao problema do tipo caixeiro viajante, voltado para os helicópteros offshore, tivemos a real intenção de buscar respostas quanto à capacidade de resolução deste tipo de problema por tais algoritmos.

A princípio com base nos estudos de Holland, preparamos tratar o problema de otimização de rotas de helicópteros offshore para plataformas de petróleo, tendo como ponto de vista o Algoritmo Genético de Holland. Este tipo de algoritmo nos proporcionou enxergar como seria possível a aplicação de tais algoritmos genéticos, voltados para a resolução de problema que se assemelhassem ao Problema do Caixeiro Viajante.

Ao partirmos para a implementação de um sistema capaz de fornecer respostas para estes tipos de problema, esbarramos em algumas dificuldades quanto a forma de organização do sistema. Pois quando aplicávamos o AG Holland, vimos que a quantidade de restrições que poderíamos atribuir ao problema, tornou-se restrita, ou seja, quanto mais restrições nos impusessem ao sistema, menos confiável tornava-se os seus resultados.

Esta inconfiabilidade nos resultados do sistema se deu, pois, ao aplicarmos poucas restrições, nas quais por sua vez, também não se relacionava entre si, o sistema nos apresentou resultados divergentes nos testes. Quando foi feita uma análise do real motivo que estava afetando o sistema, observamos que tal algoritmo possuía em sua síntese deficiências para o tratamento deste tipo de problema, o qual iria se tornar cada vez mais complexa.

A complexidade imposta à primeira versão do sistema de helicópteros se resumia a realizar rotas levando passageiros/cargas, passando por todos os pontos, ou seja, plataformas selecionadas antes da execução do algoritmo. E o sistema devia apenas apresentar-nos a melhor rota. Ainda assim, o sistema não foi capaz de convergir inteiramente para a resposta ótima do problema, apresentando apenas algumas das melhores soluções.

Tendo em vista o ocorrido com a primeira versão do sistema de helicópteros, resolveu-se abstrair um pouco mais, aplicando desta vez para a segunda versão mais restrições. Tais restrições seriam melhores implementadas, e capazes de inserir ao problema, situações mais próximas da realidade vivenciada no dia-a-dia.

Além do aumento na quantidade de restrições a serem tratadas pelo algoritmo, também resolvemos modificar a tratativa imposta à otimização de rotas de helicópteros,

partindo assim, para a implementação com o método GAADT. Tal método, proposto por Vieira (2003), nos abriu a possibilidade de inserção de mais restrições.

Ao programarmos a segunda versão do sistema de helicópteros com GAADT, da mesma forma que a primeira implementação com Holland, deu-se ênfase ao final da pesquisa, utilizando de forma empírica a realização de 03 (três) testes, os quais serviriam de base para a realização da correta aplicação do algoritmo.

A utilização de testes serviu-nos para observarmos quanto à convergência dos algoritmos, e a partir daí, entendermos quais as dificuldades para cada tipo de abordagem. Outra discussão foi quanto à aceitabilidade de cada tipo de algoritmo as quantidades de restrições.

Quando tratamos o problema aplicando o ponto de vista do AG de Holland, as respostas dadas após a execução foram divergentes, pois ao realizamos os três testes, observamos que o sistema apresentava soluções diferentes. Podemos então concluir que, a formatação dada ao algoritmo, apenas chegava a boas soluções, mas não consegui identificar a solução ótima para o problema. Lembrando que, dentre as boas soluções apresentadas pelo sistema estava a solução ótima, mas o próprio sistema não conseguiu reconhecê-la em virtude de suas limitações.

Da mesma forma, quando tratamos o problema das rotas de helicópteros offshore utilizando a metodologia do Algoritmo Genético Baseado em Tipos Abstratos de Dados – GAADT, as respostas apresentadas após a execução do sistema foram divergentes.

Já nesta segunda versão do sistema, com a aplicação do GAADT, a quantidade de restrições havia sido aumentada. Agora o algoritmo teria que resolver problemas onde as restrições estavam intimamente relacionadas. Como exemplo disto, a autonomia de vôo da aeronave estava relacionado com a quantidade de peso que a mesma aeronave estava transportando. Além disto, o peso a ser transportado era influenciado com a quantidade de embarques e desembarques de passageiros/carga nas plataformas. E outro fator que também dever ser mencionado é o tempo de parada imposto para as aeronaves, pois também levamos em consideração o tempo para descanso dos pilotos e manutenção das aeronaves.

Com o acréscimo de tais restrições o sistema ficou mais robusto, o que somente foi possível com a aplicação do GAADT. Certa feita, ao término da implementação desta

metodologia, foi realizado de forma experimental mais 03 (três) testes, que por sua vez tiveram a função de mostrar-nos se ainda havia inconsistências no algoritmo.

As constatações foram evidentes, pois mais uma vez a nova versão dos sistemas ainda apresentava resultados para o problema de otimização de rotas para helicópteros offshore, os quais eram diferentes. Com isso foi possível mais uma vez, entender que tais respostas apresentadas ainda não eram soluções ótimas. Além disto, pudemos observar uma crescente na forma de tratar o problema, com a inclusão de mais restrições ao sistema.

Por fim, gostaríamos de lembrar que através da utilização do GAADT, temos a convicção de que o algoritmo genético não está gerando indivíduos monstros, ou seja, aqueles cromossomos que não fazem parte do conjunto de possíveis soluções para o problema.

SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS

Como sugestão para trabalhos futuros, recomendaremos a insistência no tema da otimização das rotas de helicópteros offshore, tendo em vista que o mercado produtivo de petróleo no Brasil está cada vez mais competitivo.

E como sequência e continuidade deste trabalho recomendam-se a inserção de melhorias no algoritmo GAADT. Estas melhorias podem ser da ordem de inserção de mais restrições, por sua vez cada vez mais intimamente relacionadas e também no alinhamento dos resultados, ou seja, o sistema ao término de uma execução de algoritmo deve guardar as informações em um novo banco de dados e a partir daí, gerar uma nova população com todos os novos indivíduos que já foram obtidos anteriormente.

Ao aplicar-se este alinhamento das melhores soluções já encontradas pelo GAADT, a convergência para a solução ótima para este tipo de problema será encontrada. Pois, a nova execução não mais se utilizará toda e qualquer solução, mas sim, somente das melhores já obtidas. Certa feita será encontrado mais rapidamente uma correta otimização para o problema das rotas de helicópteros *offshore*.

Vale salientar que ao realizar tais novas implementações ao Algoritmo GAADT, o mesmo levará mais tempo para apresentar os resultados satisfatórios. Tendo em vista isto, é de bom senso, levar em consideração o tempo de convergência do algoritmo, utilizando assim hardwares melhores e capazes de diminuir este tempo de espera para a solução.

Por fim, ainda gostaríamos de recomendar que ao tratar de forma alinhada todos os resultados obtidos, haja uma vinculação do tempo de partida com o tempo de parada, onde o sistema também seja capaz de informar qual a hora exata que o helicóptero deverá parar, para que haja manutenção dos equipamentos e descanso do piloto.

Acreditamos que com estas alterações será possível tornar o sistema on-line, ou seja, capaz de dar informações precisas ao piloto mesmo durante a operação e em casos de alteração do ambiente (situação emergencial), o sistema seja ainda capaz de otimizar suas rotas.

REFERÊNCIAS

BLICKLE, T. **Theory of evolutionary algorithms and application to system synthesis**. Dissertação de doutorado: Swiss Federal Institute of Technology; Zurique, 1996.

BORGES, L. E. **Python para desenvolvedores**. Disponível em http://ark4n.files.wordpress.com/2009/05/python_para_desenvolvedores.pdf. ROSSUM, G. V. Tutorial de python. Acesso em 20/01/2011.

Coordenadas geográficas de plataformas de petróleo próximo ao Estado de Sergipe <http://www.pontosbr.com/subcategorias.php?cod=242&t=1>. Acesso em 20/01/2011.

FERREIRA, A. M. V. **Uma especificação do GAADT para diagnóstico de arritmia ventricular a ser aplicada no eletrocardiograma**. Dissertação de Mestrado – Universidade Federal de Alagoas, 2011.

GALVÃO, R.; GUIMARÃES, J. **The control of helicopter operations in the brazilian oil industry: Issues in the design and implementation of a computerized system**. European Journal of Operational Research, 1990.

GOLDBERG, D. **Genetic algorithms in search, optimization and machine learning**. Addison: Wesley, 1989.

GREFENSTETTE, J. J. **Deception considered harmful, Proceedings of the Foundations of Genetic Algorithms**, 1992.

GUERREIRO, Andre, F. M. **Construção de uma Metaheurística de Otimização de Rotas de Veículos**, Dissertação de Mestrado – Universidade Técnica de Lisboa – Instituto Superior Técnico, 2009.

HOLLAND, J. H. **Adaptation in natural and artificial systems**. University of Michigan Press. 1975.

HOLLAND, J. H.; HOLYOAK, K. J.; NISBETT, R. E. and THAGARD, P. **Induction: processes of inference, learning, and discovery**: MIT Press, 1986.

LABAKI, Josué. **Introdução a python - módulo A, grupo de python** - Universidade Estadual Paulista. Disponível em: <http://labaki.tk>; acesso em 20/01/2011.

MORENO, L.; POGGI, Aragão; PORTO, M.; PORTO, O.; REIS, M. L. **Planning Offshore Helicopter Flights on the Campos Basin**. XXXVII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional (SBPO). Gramado, Brazil, 2005.

MySQL, 2011. **Página oficial do banco de dados MySQL**. Disponível em <http://www.mysql.com/>. Acesso em 20/01/2011.

PACHECO, Marco A. C. **Apostila algoritmos genéticos: princípios e aplicações**; versão 1 em 14/07/1999. Laboratório de Inteligência Computacional Aplicada – ICA.

ROSSUM, Guido Van.; DRAKE, JR.; FRED, L. **Tutorial python**. Disponível em <http://pythonbrasil.com.br>. Acesso em 20/01/2011.

SOUZA, Francisco A. S. **Mini curso de python, conceitos básicos, estruturas de dados e orientação a objetos**. Disponível em <http://www.slideshare.net/franciscosouza/minicurso-de-python>. Acesso em 20/01/2011.

SZALAS, A.; MICHALEWICS, Z. **Contractive mapping genetic algorithms and their convergence**; Report no 96014: University of North Carolina, 1993.

VIEIRA, R. V. **Um algoritmo genético baseado em tipos abstratos de dados e sua especificação em z**. Tese de Doutorado - Universidade Federal de Pernambuco, 2003.

<http://cenariosdesenvolvimento.blogspot.com/2010/11/o-petroleo-na-economia-sergipana.html>, publicado em 02 de novembro de 2010. Acesso em 15 de junho de 2011.

<http://retratosdecatu.blogspot.com/2010/10/nova-descoberta-na-bacia-de-sergipe.html>, Publicado em: 27 de outubro de 2010 - Acesso em: 15 de junho de 2011 às 11h.