

**UM PLANEJADOR DE ROTAS PARA
MÚLTIPLOS VEÍCULOS AÉREOS
NÃO-TRIPULADOS**

EMORY RAPHAEL VIANA FREITAS

**UM PLANEJADOR DE ROTAS PARA
MÚLTIPLOS VEÍCULOS AÉREOS
NÃO-TRIPULADOS**

Proposta de Dissertação ao Programa de Pós-Graduação em Informática do Instituto de Ciência da Computação da Universidade Federal do Amazonas como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Informática.

Orientador: José Reginaldo H. Carvalho

Amazonas
Janeiro de 2015

Ficha Catalográfica

Ficha catalográfica elaborada automaticamente de acordo com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

F866u Freitas, Emory Raphael Viana
Um planejador de rotas para múltiplos veículos aéreos não-tripulados / Emory Raphael Viana Freitas. 2015.
62 f.: il. color; 31 cm.

Orientador: José Reginaldo Hughes Carvalho
Coorientador: José Pinheiro de Queiroz Neto
Dissertação (Mestrado em Informática) - Universidade Federal do Amazonas.

1. Otimização. 2. Robótica. 3. Algoritmo Genético. 4. Bi critério. 5. Dubins. I. Carvalho, José Reginaldo Hughes II. Universidade Federal do Amazonas III. Título



PODER EXECUTIVO
MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
INSTITUTO DE COMPUTAÇÃO

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA



UFAM

FOLHA DE APROVAÇÃO

"Um Planejador de Rotas para Múltiplos Veículos Aéreos
Não-Tripulados"

EMORY RAPHAEL VIANA FREITAS

DiSSERTAÇÃO de Mestrado defendida e aprovada pela banca examinadora constituída pelos Professores:

Prof. José Reginaldo Huges Carvalho - PRESIDENTE

Prof. José Pinheiro de Queiroz Neto - MEMBRO INTERNO

Prof. Fabiola Guerra Nakamura - MEMBRO INTERNO

Prof. Mario Fernando Montenegro Campos - MEMBRO EXTERNO

Manaus, 20 de Março de 2015

Gostaria de dedicar esse trabalho aos meus pais, Marco Túlio e Francinete Viana Freitas, por toda a sua dedicação e paciência ao longo de todos esses anos.

Dedicar também a minha noiva, pelo carinho, companheirismo e incentivo durante todo esse processo.

Agradecimentos

Primeiramente gostaria de agradecer à Deus por mais essa conquista, por ter me guiado e colocado pessoas especiais para auxiliar nesse caminho.

Gostaria de agradecer aos meus pais, Marco Túlio e Francinete por todos os valores inseridos, amor e carinho que dedicaram a minha vida. Seus ensinamentos como pessoa me levaram a persistir e buscar essa conquista.

A minha noiva Juliana Maia, por sempre estar ao meu lado no momentos felizes e tristes nessa jornada. Por me incentivar, escutar, aconselhar e muito mais durante esse período desde a minha aceitação no programa de mestrado até a defesa da dissertação.

Em especial ao meu orientador, Dr. José Reginaldo H. Carvalho, pela sua tutoria, por ser muito mais que orientador durante esse período. Mostrar-me que tipo de profissional eu gostaria de ser. Demonstrar o quanto divertido e interessante é a pesquisa e quanto podemos crescer cada dia.

Aos amigos, irei citar apenas alguns dentro diversos que me ajudaram: Jonathan Byron, Ronei Caleffi, Paulo César e Bruno Raphael. Obrigado a todos, em nos momentos de maiores estresses por me ajudarem a ter uma visão diferente do meu trabalho, a renovar as minhas forças para continuar o trabalho.

Por último, mas não menos importante a Fundação de Amparo a Pesquisa do Estado do Amazonas (FAPEAM) pelo aporte financeiro durante esse período, que sem ele seria muito difícil terminar esse trabalho, já que pude me dedicar inteiramente.

“Faça. Ou não faça. Tentativa não há.”
(Yoda, Mestre)

Resumo

O planejamento de uma trajetória que considere limitações de manobras da aeronave é uma característica importante de qualquer Planejador de Missão. A complexidade aumenta na presença de múltiplas aeronaves e cenários com múltiplos alvos. O problema em como decidir o número de aeronaves lançadas afim de cobrir eficientemente todos os pontos necessários cria um problema interessante para ser estudado. Tempo de execução da missão, recursos, e o número de veículos a ser lançados são todos minimizados ao mesmo tempo. O problema então torna-se cada vez mais crítico, quando o cenário da missão não permite que a aeronave recue ou re-planeje a trajetória, e o plano de voo embarcado no piloto automático do Veículo Aéreo Não-Tripulado (VANT) provavelmente será o último no caso de falha. Um destes cenários de aplicação é o monitoramento aéreo de uma região não explorada da Floresta Amazônica. A extensão da floresta, a completa falta de acesso ao seu interior e padrões uniformes da copa das árvores definem que uma missão sem sucesso, significa geralmente a perda total do equipamento. Em tais situações, um planejamento cuidadoso para cada veículos é um fator crítico para o sucesso total da missão. Um problema comum é considerar limitações de manobras laterais quando a rota está sendo planejada. Embora um piloto humano possa agir de forma a trocar radicalmente a direção da trajetória, quando consideramos VANTs, é recomendável a limitação de ações bruscas, pois sem isto pode adicionar uma instabilidade em ambos os controles laterais e longitudinais.

Portanto, ao planejar a trajetória, é desejável que os pontos consecutivos que definem uma curva com ângulos aceitáveis, sendo aceitação relacionada com a dinâmica da aeronave. Outro problema comum é como balancear o tempo de execução da missão em grandes áreas a esquadilha em áreas perigosas. Este trabalho apresenta um abordagem baseada em Algoritmos Genéticos (AG) para resolver o Problema de Roteamento de Veículos (PRV) para múltiplos VANTs realizando uma missão de monitoramento de múltiplos pontos, em uma formulação bi critério: minimizar a quantidade veículos no ar, enquanto o tempo de missão é minimizado.

Lista de Figuras

1.1 Imagem exemplo do Planejador de Missão.	5
Diferença entre rota gerada pelo PVCE e PVCA. Esquerda: rota gerado entre três pontos pelo PVCE. Direita: rota gerado pelo PVCA.....	8
Possíveis curvas realizadas pelo veículo de Dubins: DRD, ERE, EDE,DED. Imagem retirada deJeyaraman et al.[2005]	9
Um exemplo de entrada para o PRV.	10
Um exemplo de saída para o PRV.	10
Movimentos Aeronave.	19
Duas abordagens de Dubins: Esquerda: O algoritmo AA; Direita: O algoritmo BAA.	22
Representação do Indivíduo.	22
Algoritmo AG para o Problema de Roteamento de Veículos de Dubins Multi-Objetivo	24
Imagem que exemplifica a criação de um Indivíduo. Onde os pontos serem rotulados com número são sorteados e inseridos em uma rota do Invidíduo, esta rota também é selecionada de forma aleatória assim como a posição que será inserido.....	25
Algoritmo Genético de Troca.	26
Algoritmo Genético de Inserção.	27
Algoritmo Genético de Inversão.	27
Algoritmo Genético de Deslocamento.	27
Mini-Vant foi utilizado no PRMVD.	32
Distribuição da solução para BAA-PRVD/PRV.	33

Reserva Adolph Ducke. Topo: Manaus e o conhecido encontro das águas. A seta indica pontos para a localização da reserva ao noroeste de Manaus;	
Baixo: Visão de perto da área ao redor da reserva. A seta indica o norte.	.34
Pontos de interesse da Missão (cima) para monitor o desflorestamento devido a construção de um complexo residencial; Monitor os limites externo da reserva(baixo).35
Soluções Não dominados (vermelho) e dominado (verde) do problema bicritério J_1 x J_236
Rota encontrada pelo PRVMD com 1 VANT (ênfase em J_1 ou J_3).37
A rotas encontradas PRMVD para 2 e 3 VANTs.38

Lista de Tabelas

3.1	Comparação entre Problemas	22
	Valores de compromisso para J_1 vs. J_2 ; J_2 vs. J_3 ; J_1 vs. J_3	36
	Resultado dos Experimentos para o algoritmo AG aplicado para a distância A-n32-k5, e a média total dos custos calculados com a interação.	37

Sumário

Agradecimentosvii

Resumoxi

Lista de Figurasxiii

Lista de Tabelasxv

1 Introdução3

2 Fundamentos7

Problemas Tratados na literatura	7
Problema do Caixeiro Viajante para Veículos de Dubins.....	7
Problema do Roteamento de Veículos	8
Metaheurísticas Populacionais	12
Algoritmo Genético (AG).....	12

3 Formulação do Problema15

Trabalhos relacionados	15
Problema de Roteamento de Veículos e suas variações	15
Problema do Caixeiro Viajante de Dubins e suas variações . . .	17
Formulação do Problema de Roteamento Multi-Objetivo para veículos de Dubins	18

4 O Problema de Roteamento Multi-Objetivo para veículos de Dubins23

Entrada de dados.....	23
População Inicial	24
Elitismo.....	25
Mutação e Cruzamento.....	25
Mutação.....	26

4.4.2 Cruzamento.....	27
Valor de Aptidão.....	28
Solução Final do Algoritmo.....	29
5 Experimentos	31
Experimentos.....	31
Resultados do PRV clássico.....	32
PRV clássico como limite inferior para o PRVD.....	33
Aplicando o PRVMD para cenários atuais.....	33
6 Considerações finais	39
Referências Bibliográficas	41

List of Algorithms

1	Algoritmo gerador da População Inicial	26
---	--	----

Capítulo 1

Introdução

A Floresta Amazônica é uma vasta fonte de recursos naturais e biodiversidade e mantê-la sob um monitoramento contínuo é importante por diversas razões, das quais se enquadra: o desmatamento ilegal (ou mesmo o legal), a ocupação humana, bio-pirataria, guerrilha e infiltração de traficante de drogas, proteção e vigilância da fronteira, preservação do ecossistema, monitoramento do meio ambiente, e assim por diante. Contudo, devido às dimensões envolvidas (comparável com o Continente Europeu), e às dificuldades de acesso às regiões interiores, é virtualmente impossível sustentar o monitoramento contínuo de todo o ecossistema Amazônico.

Robôs aéreos têm sido utilizados em uma ampla gama de áreas de atuação, incluindo vigilância, monitoramento, aplicações para a agricultura, resgate, aplicações militares, entre outras. Assim, para o monitoramento da floresta Amazônica a sua utilização se torna interessante caso se atinja baixos custos de operação quando comparados à utilização missões tripuladas para os mesmos perfis de missão. Porém, para operação em áreas de floresta, é fundamental que o VANT utilizado possua um alto grau de autonomia. Um dos problemas onde a autonomia é necessária é o planejamento de vôo de cada um dos veículos. Como tipicamente, no caso de uma esquadrilha, cada veículo tem que sobrevoar um conjunto de pontos de previamente definidos o plano de vôo passa a se configurar como um problema de otimização de rotas de uma frota de veículos, ou o Problema de Roteamento de Veículos (PRV).

Otimização é o processo de encontrar e comparar soluções viáveis até que nenhuma solução melhor seja encontrada Deb[2002]. Soluções são determinadas como boas ou ruins de acordo com o objetivo proposto pelo problema, que pode ser de naturezas diversas, tais como o custo de uma fabricação, quantidade de gases nocivos, eficiência de um processo, confiança de um produto, dentre outros fatores. Metaheurística é uma classe de técnicas utilizada para resolver problemas de otimização combinatória,

pois projetam soluções de qualidade em um tempo razoável e tem por base ações não determinísticas.

Para a resolução de problemas da vida real alguns algoritmos metaheurísticos como: Busca Tabu, Algoritmos Genéticos, Colônia de Formigas, *simulated annealing* têm sido utilizados e têm sido importantes para diversos problemas em que foram aplicados. Como a característica desse tipo de solução é ter diversas soluções armazenadas e analisá-las então a diversificação e a intensificação destas soluções são importante para que um espaço de busca seja investigado de forma eficiente, e, quando necessário, possa promover saltos para áreas não exploradas no espaço de soluções. A diversificação consiste em dar saltos aleatórios de uma ou mais soluções no espaço de busca, por outro lado a intensificação corresponde a melhoria das soluções usando um procedimento local. A diversificação é utilizada para permitir que haja uma fuga dos conhecidos mínimos locais, enquanto que a intensificação permite uma melhoria na qualidade da solução localmente.

O PRV, por ser da classe NP-Difícil, necessita de algoritmos que possam resolvê-lo de forma eficiente e eficaz, e diversas abordagens de otimização têm sido proposta para esta classe de problemas QUINTIERI et al. [2006], incluindo a baseadas em metaheurísticas. Porém, os resultados na literatura apontam que a metaheurística somente não tem sido suficiente para promover soluções ótimas em um tempo de execução que torne sua aplicação e problemas reais de PRV viável, dando origem a uma nova área que é a metaheurística híbrida. A hibridização pode produzir soluções ótimas de forma mais eficiente, utilizando passos determinísticos baseados em heurísticas (tal como a Busca Local), a fim de construir soluções que se aproximam da solução ótima.

A presença de objetivos conflitantes nos problemas geralmente encontrados nos campos de otimização (tal como minimizar o custo de uma rota em uma quantidade finita de pontos e minimizar a quantidade de aeronaves para a tarefa) é natural e torna a pesquisa no campo de otimização interessante. No campo da otimização multiobjetivos, os Algoritmos Evolucionários (AE) constituem-se numa ferramenta interessante para a resolução de problemas com objetivos conflitantes, uma vez que a criação de indivíduos tratados como uma solução, não necessariamente a ótima, pode nos dar uma grande quantidade de boas soluções em apenas uma iteração, desde que as restrições sejam respeitadas Pohl & Lamont [2008].

A1.1 representa como o Planejador de Missão entende a área informada por um satélite, onde os quadrados são referentes os clientes a serem visitados e o ponto azul o ponto de partida para os VANTs.

Entretanto, os altos custos e complexidade de aquisição e de operação de uma plataforma VANT, e a ausência de lei reguladoras fazem com que a disseminação de

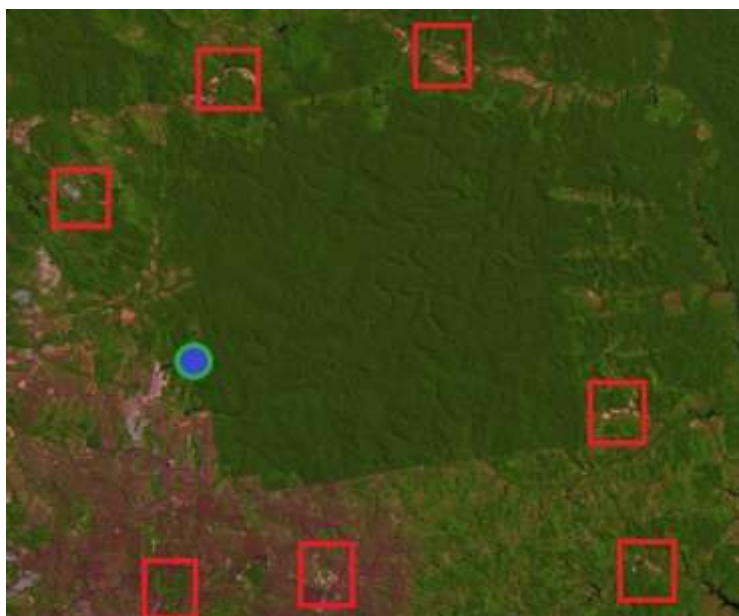


Figura 1.1. Imagem exemplo do Planejador de Missão.

VANTs continue um problema em aberto. Algumas poucas iniciativas de utilização de VANTs em território brasileiro podem ser enumeradas, tal como a utilização do veículo militar israelense Hermes 450 pela Força Aérea Brasileira para vigilância da fronteira Exame [2011] ou um pequeno Apoená da XMobot utilizado para monitorar o desmatamento para a formação do lago da Usina Hidroelétrica de Jirau Pedro Carvalho [2011]. Ambos controlados remotamente por um operador humano.

O Planejador de multi-veículos aéreos (PMVA) é parte de um módulo de navegação dos VANTs que está sendo desenvolvido para aplicações civis e científicas. Este texto se concentra no conceito do PMVA e descrição de sua solução. E seus aspectos mais importantes são:

- **Robustez:** apesar do PMVA normalmente trabalhar de forma *offline*, a eficiência do processo é de suma importância. O PMVA estará hospedado em um computador na estação-terrestre, contudo, irá obter dados online dos veículos e do centro de comando afim de planejar novas missões e replanejar missões que estejam em andamento;
- **Otimalidade:** como ótima, referenciamos dois objetivos importantes: i) minimização do número de aeronaves usadas para missões simples, de modo que os riscos para a frota e tempo de preparação de uma nova missão sejam minimizados; ii) Tempo de execução. O tempo em que os VANTs estarão no ar deve

ser minimizada. Ambos são claramente objetivos conflitantes, demandando uma abordagem de multi-critério para a solução;

- Atendimento à restrições do sistema: O PMVA tem que considerar as restrições dos VANTs durante a criação das rotas. Um enlace de rádio entre os veículos e a estação de solo é uma das restrições. Irá limitar o ponto mais distante que um veículo único pode alcançar. Outra restrição muito importante é a durabilidade da bateria/combustível que limita o tempo de autonomia do veículo aéreo. Ambas as restrições têm um impacto na área de cobertura realizada pelo VANT. Uma terceira restrição é descrita como o ângulo de manobra que um VANT pode realizar, a fim de se dirigir a um novo ponto da área de cobertura dado pela sequência de pontos a serem visitados na solução. Além disso, o veículos pode, em teoria, realizar ângulos agudos e de alto risco. Em modo autônomo isto pode trazer uma alta instabilidade ao sistema de controle. Portanto, ângulos suaves são fortemente indicados.

Pode-se classificar a operação de mini-VANTS com um sistema crítico, mesmo quando sobrevoando áreas remotas e inacessíveis a um ser humano, devido à natureza das missões realizadas. Todas as restrições estão relacionadas com o objetivo geral do sistema mini VANT considerado, que é o de sobrevoar um conjunto de pontos e coletar informação visual em uma altitude adequada.

Dada a dimensão e a complexidade do problema, a otimização desde o ponto de vista de Pareto não é realmente uma expectativa a ser alcançada. Para assegurar a missão é suficiente que o PMVA encontre uma solução satisfatória que respeite todos os requisitos gerais e específicos. Neste sentido, um Algoritmo Genético aplicado ao PRV surge como uma abordagem interessante.

Este trabalho tem como contribuição um algoritmo genético que resolve o problema de roteamento do veículo, com uma formulação matemática que inclui as restrições definidas: tempo de duração, quantidade mínima de veículos e distância mínima a ser percorrida. O algoritmo é formulado para atender os três requisitos de forma que o valor individual de cada atributo seja o fator diferencial entre soluções para a missão.

Esta dissertação está organizada da seguinte forma, além desta Introdução, o Capítulo 2 discorre sobre as teorias que fundamental este trabalho, enquanto que o capítulo 3 apresenta a formulação do problema e faz uma descrição dos trabalhos relacionados e como resolveram problemas semelhantes. O capítulo 4 apresenta a proposta de solução para o problema objeto deste dissertação, introduzido no Capítulo 3. No capítulo 5 os experimentos são detalhados para sustentar a hipótese induzida no capítulo 4. E, por último, o capítulo 6 conclui a dissertação e propõe trabalhos futuros.

Capítulo 2

Fundamentos

Este capítulo tem como principal objetivo apresentar os princípios fundamentais que posteriormente serão utilizados para compor a solução do problema. Ele também tem a função de situar o leitor nas metodologias que serão utilizadas durante toda a dissertação. Deste o Problema do Caixeiro Viajante, e sua generalização para uma frota de veículos fundamentarão os aspectos relacionados com formulação do problema no campo da otimização combinatória, enquanto que a introdução ao Algoritmos Genético trará a base necessária para compreender o método que será utilizado para resolvê-lo. Em suma, este Capítulo indica ao leitor que a dissertação trata da solução de uma classe do Problema de Roteamento de Veículos a partir de Algoritmos Genéticos.

Problemas Tratados na literatura

Problema do Caixeiro Viajante para Veículos de Dubins

O Problema do Caixeiro Viajante Euclidiano (PCVE) é uma variação do Problema do Caixeiro Viajante (PCV) onde o peso da aresta é exatamente a distância Euclidiana entre dois pontos. Pode ser descrito formalmente como: dado um conjunto finito de pontos em um conjunto $G \in \mathbb{R}^2$, encontrar o menor caminho entre os pontos de G . Dado este problema, podemos mapear para o Problema do Caixeiro Viajante Angular (PCVA) Aggarwal et al.[1997], onde assim como o PCVE temos que encontrar o menor caminho entre os pontos, sendo que, neste caso, para duas arestas (u,v) e (v,w) incidentes sobre o vértice v , será definido o ângulo subentendido por elas como um valor positivo de mudança nas direções dos movimentos quando visitando de u à w via v ao longo das arestas. A soma dos ângulos de todos os pares das arestas adjacentes nos informa um ângulo total que influência no custo total do caminho S no conjunto

G.

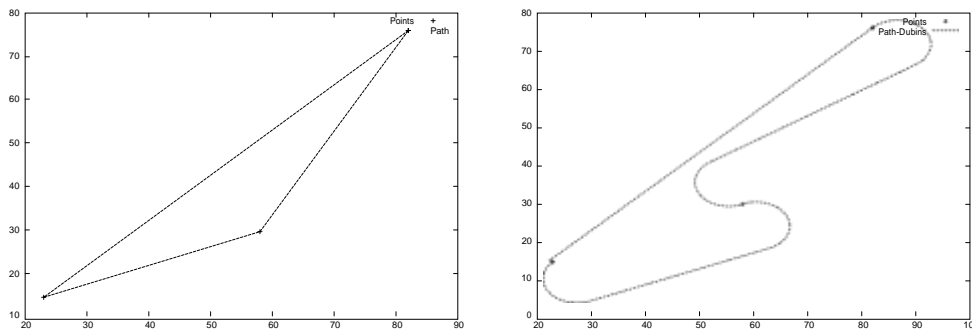


Figura 2.1. Diferença entre rota gerada pelo PVCE e PVCA. Esquerda: rota gerado entre três pontos pelo PVCE. Direita: rota gerado pelo PVCA

Estes problemas fundamentam o Problema do Caixeiro Viajante para Veículos de Dubins (PCVD) Savla et al. [2005], que, por sua vez, é uma extensão do PCVA, onde cada ângulo formado pelas arestas pode ser de no máximo k_{max} , que é dado pela restrição não-holonômica descrita em Dubins [1957]. Portanto, um carro de Dubins não possui a capacidade de se movimentar instantaneamente em todas as direções. Um automóvel, por exemplo, não pode se movimentar para o lado e sua capacidade de manobra depende de seu k_{max} e sua velocidade. O carro de Dubins pode ser entendido como um automóvel que apenas se movimenta para frente (não tem marcha a ré). Assim sendo, o carro de Dubins pode percorrer uma trajetória definida por um conjunto de curvas e retas Fig. 2.2. Cada trajetória deve respeitar a limitação do veículo em realizar manobra. Podemos entender então que nem todos os caminhos gerados por algoritmos descritos para resolver o PCVA podem resolver o PCVD.

O PCVD é então definido como: Seja $G = \{p_1, \dots, p_n\}$ ser um conjunto de n pontos em uma região $Q \subset \mathbb{R}^2$ e P_n ser a coleção de todos os pontos do conjunto G

Q com cardinalidade n . Seja $PCVE(G)$ denota o custo do Caixeiro Euclidiano sobre P , ou seja, o tamanho do conjunto de pontos que formam o caminho mais curto em G . Onde, uma curva possível para o caminho de Dubins é dado por $\gamma: [0, T] \rightarrow \mathbb{R}^2$ que é a duplamente diferenciável quase sempre, e tal que a magnitude desta curvatura tem o limite superior por $1/\rho$, onde $\rho > 0$ é o rádio mínimo de ângulo de virada Savla et al. [2008].

Problema do Roteamento de Veículos

O Problema de Roteamento de Veículos (PRV) foi primeiramente introduzido por Dantzig & Ramser [1959] e tem sido amplamente estudado desde então. É um problema

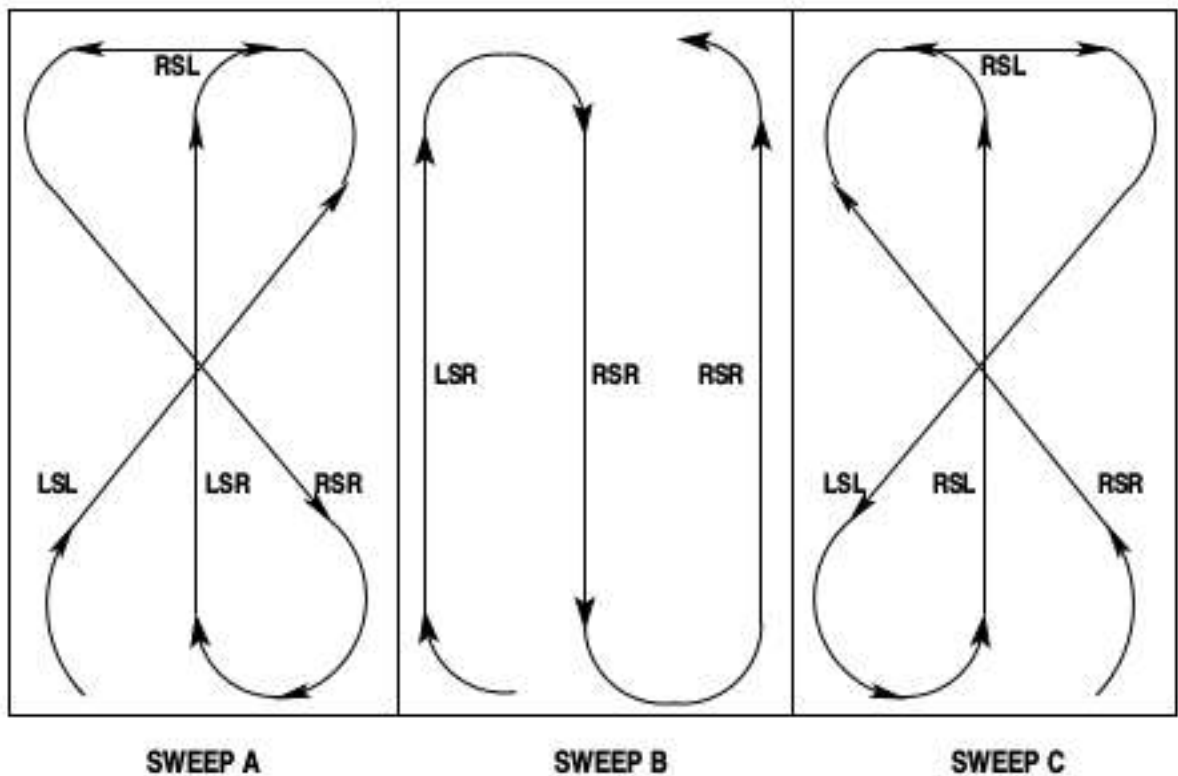


Figura 2.2. Possíveis curvas realizadas pelo veículo de Dubins: DRD, ERE, EDE,DED. Imagem retirada deJeyaraman et al.[2005]

complexo de otimização combinatória da classe NP-Difícil, que consiste em propor uma rota ótima para um veículo que deverá atender a um conjunto de clientes com demandas conhecidas. Para a maioria dos casos, há somente um ponto de partida, que é o mesmo ponto de chegada. O objetivo do Roteamento de Veículos é visitar todos os clientes, onde o cliente não pode ser visitado por mais de um veículo, com uma rota de custo mínimo para os veículos originando e terminando no ponto de partida.

O problema pode ser considerado como uma generalização do conhecido: o problema do Caixeiro Viajante (PCV). O PCV consiste em apenas um caixeiro viajante que deve visitar um número de cidades. Todas as cidades devem ser visitadas apenas uma vez, começando e terminando exatamente na mesma cidade. O objetivo é encontrar o caminho mais curto a passar por todas as cidades. No PRV cidades são atribuídas aos veículos e seus caminhos podem ser encontrados pelo PCV.

O PRV cresce naturalmente como um problema central de transporte, distribuição e logística. E a utilização de métodos computadorizados pode dar resultados

significantes para a confiabilidade da solução.

Definimos o PRV como: um grafo não orientado, $G(V,E)$, onde $V = \{0,1,\dots,N\}$ é o conjunto de vértices e $E = \{(i,j) : i,j \in V, i < j\}$ o conjunto de arestas. O vértice

V_0 representa o ponto que serve como ponto de partida para uma quantidade m de veículos enquanto os pontos restantes representam as cidades ou clientes. Um custo não negativo c_{ij} , distância ou tempo de viagem é definido em E . O PRV tem como objetivo minimizar a quantidade de veículos, a distância percorrida ou o tempo para concluir a tarefa.

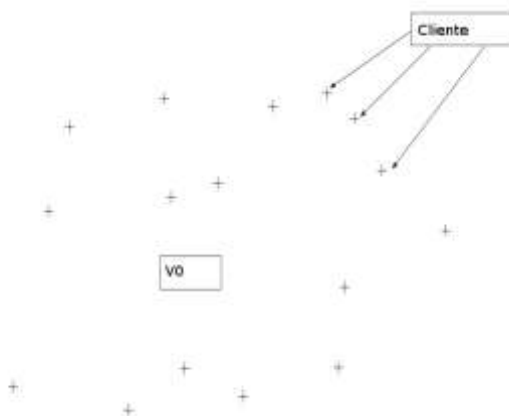


Figura 2.3. Um exemplo de entrada para o PRV.

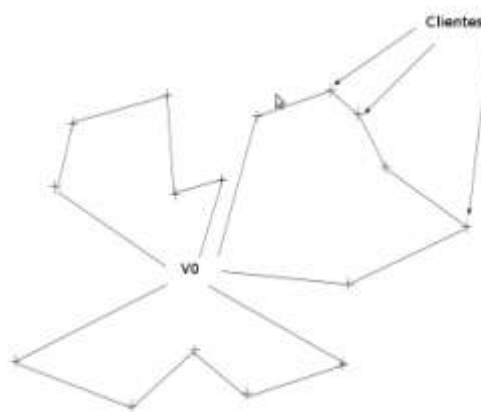


Figura 2.4. Um exemplo de saída para o PRV.

Podemos Modelar o PRV como um problema de Programação Linear Inteira da seguinte forma:

Primeiro devemos definir os conjuntos, parâmetros e variáveis de decisão que serão usadas na formulação do Problema de Roteamento de Veículos para VANTs.

Os conjuntos inclusos são os seguintes:

$U = \{1, 2, \dots, K\}$ é o conjunto de VANTs.

$T = \{1, 2, \dots, N\}$ é o conjunto de todos os clientes.

$T' = T \cup \{0\}$ onde o denomina a base .

Os parâmetros inclusos são os seguintes:

$D_k =$ máxima resistencia do VANT k ($k \in U$). alvo da missão i ($i \in T$). As variáveis de decisão inclusas são as seguintes:

$$\text{Minimizar } f(x) = \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^K x_{0jk} \quad (2.1a)$$

$$(2.1b)$$

Sujeito a:

$$\sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^K x_{0jk} \leq K \quad (2.2a)$$

$$\sum_{j=1}^N x_{0jk} = \sum_{i=1}^N x_{i0k} \leq 1 \quad (k \in U) \quad (2.2b)$$

$$\sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^K x_{ijk} = 1 \quad (i \in T) \quad (2.2c)$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K x_{ijk} = 1 \quad (j \in T) \quad (2.2d)$$

$$\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^K x_{ijk} (l_i + s_i + t_{ij}) \leq D_k \quad (k \in U) \quad (2.2e)$$

$$t_0 = l_0 = s_0 = 0 \quad (2.2f)$$

$$\sum_{i=0}^n \sum_{k=1}^K x_{ijk} (b_i + t_{ij}) \leq t_j \quad (j \in T) \quad (2.2g)$$

$$t_i + l_i = a_i \quad (i \in T) \quad (2.2h)$$

$$t_i, l_i \geq 0 \quad (i \in T) \quad (2.2i)$$

$$x_{ijk} \in 0, 1 \quad (i, j \in T', \text{ if } k, k \in U) \quad (2.2j)$$

onde a equação (2.1a) mostra a função objetivo de minimizar o número de VANTs usados. Restrição (2.2a) restringe que não mais de K rotas fora da base. Restrição

(2.2b) garante que cada VANT irá retornar a base depois que atingir a sua rota. Restrição (2.2c) e (2.2d) mostram que cada cidade será visitada uma única vez. Restrição (2.2e) assegura que o tempo de persigo de cada VANT não será excedido. Restrição (2.2f) assegura que cada VANT sairá da base o. Restrição (2.2g) e (2.2h) asseguram que todas as demais restrições são conhecidas. E por fim as restrições (2.2i) (2.2j) restringe o tamanho das variáveis.

Metaheurísticas Populacionais

Uma metaheurística pode ser entendida como um conjunto de conceitos utilizados para definir métodos heurísticos aplicáveis a uma ampla gama de problemas de naturezas diversas. Em outras palavras, uma metaheurística pode ser vista como uma estrutura algorítmica geral empregada na resolução de diferentes problemas de otimização, com um número relativamente reduzido de modificações que a adaptem para o tratamento de cada problema específico Dorigo[2004]. Metaheurísticas exploram de forma inteligente um conjunto de possíveis soluções para um determinado problema, lançando mão de métodos heurísticos geralmente de baixo nível. Metaheurísticas podem ser classificadas como metaheurísticas de trajetória ou metaheurísticas populacionais. Dentre as metaheurísticas de trajetória mais conhecidas, encontram-se a *Simulated Annealing* e a Busca Tabu. Estes métodos trabalham apenas com uma solução por iteração. A solução inicial é geralmente gerada aleatoriamente e, ao passar das iterações, descreve uma trajetória pelo espaço de busca Oliveira[2008].

Metaheurísticas populacionais geram um conjunto de soluções, que são manipuladas concorrentemente a cada iteração. Uma estratégia simples é utilizada baseada na exploração do espaço de busca em pontos bem espalhados na etapa inicial do processo, possibilitando assim ao algoritmo mapear o espaço de busca e determinar regiões que poderão ser mais exploradas em iterações subsequentes. Nessas iterações surgem melhores pontos de qualidade, aproximando-se do ótimo global Melo[2009]. Uma das metaheurísticas populacionais mais conhecidas é o Algoritmo Genético (AG).

Algoritmo Genético (AG)

Um AG é um procedimento iterativo que mantém uma população de estruturas (chamadas indivíduos), que representam possíveis soluções de um determinado problema.

Os AGs representam, atualmente, uma poderosa ferramenta para busca de soluções de problemas com alto nível de complexidade. O Algoritmo Genético constitui

numa técnica de busca, inspirada na teoria da evolução das espécies, baseado na seleção natural de Darwin(1859), ou, de forma simplificada teoria da evolução.

Considerando os sistemas biológicos como um todo, observa-se que os mesmos desenvolveram, ao longo da sua evolução, estratégias de adaptação de comportamento, privilegiando as mutações que melhor adapte o indivíduo ao seu ambiente que possibilitaram a sua sobrevivência e a perpetuação de suas espécies. As pressões do ambiente faziam com que eventuais mutações tivessem um forte impacto sobre os organismos biológicos, gerando profundas mudanças nos mesmos. Manifestações destas mudanças podem ser observadas nas especializações estruturais e funcionais, na organização da informação e nas representações internas do conhecimento.

Baseando-se nesta analogia com a teoria da evolução biológica das espécies, chamada de metáfora biológica, os AGs mantêm a informação sobre o ambiente, acumulando-a durante o período de adaptação. Eles utilizam tal informação acumulada para podar o espaço de busca e gerar novas soluções plausíveis dentro do domínio. Entre os principais fatores que têm feito do AG uma técnica bem sucedida destacam-se

- Simplicidade de operação;
- Facilidade de operação;
- Eficácia quando ocorre na região onde, provavelmente, encontra-se o máximo global, ainda que não seja possível fazer uma prova formal;
- Aplicável em situações onde não se conhece o modelo matemático ou este é impreciso ou é muito complexo.

O AG é dado por um conjunto de soluções P denominado População. Cada solução é conhecida como um Indivíduo I da população e ela é dita boa se o seu valor de Aptidão possui um baixo valor (problemas de minimização) ou valores altos (problemas de maximização) em relação a média dos outros indivíduos. Os indivíduos são formados por cromossomos, cada cromossomo é entendido como um dado da solução, por exemplo uma cidade a ser visitada pelo caixeiro viajante. A partir de uma população inicial o AG implica uma série de operadores nas soluções:

- Cruzamento é um operador que propõe a união de dados do $Indivíduo_i$ com parte do $Indivíduo_j$ formando assim uma nova solução que será inserida na nova População, chamado de filho;
- Mutação é o processo de mudar o $Indivíduo_i$ por meio de escolhas não-determinísticas afim de fugir do mínimo local;

- Seleção é um operador ligado ao cruzamento, esse operador indica quais serão as soluções a formarem um novo indivíduo, a escolha dos pais é importante. Caso não seja feita boas escolhas, os filhos podem não melhorar a solução corrente.

A perda de informação durante as iterações é comum, indivíduos que possuam um valor de Aptidão interessante para a População podem ser substituídos por indivíduos com características que não são o objetivo do problema a ser resolvido ou explorado. A preocupação em manter os melhores indivíduos gera um sub-conjunto de indivíduos conhecido como Elitismo.

Capítulo 3

Formulação do Problema

No capítulo anterior os autores abordaram a base para entender o problema, suas definições matemáticas e especificações. Este capítulo tem por finalidade explorar os trabalhos relacionados afim de definir o que será abordado no nosso problema, suas características e semelhanças com estes trabalhos realizados na comunidade.

Trabalhos relacionados

Problema de Roteamento de Veículos e suas variações

O PRV tem sido extensivamente estudado na literatura da classe de problemas de otimização. Onde, agora oferece heurísticas e metaheurísticas bem introduzidas para as suas variadas formulações (Potvin[2009],Whitley et al.[2010],Soliday & M/s [1999]). É um problema visado pois agrega várias áreas de atuação.Blanton & Wainwright[1993] mostra uma representação genética para o problema que desencadeou uma série de pesquisas na área AE comoPereira et al.[2002] proporcionou uma nova representação por meio de uma matriz onde as linhas i representam o veículos e as colunas j representam as cidades visitadas pelo veículo i . Utilizando-se do trabalho Tavares et al.[2003] desenvolveu em seu trabalho uma forma de cruzamento entre os indivíduos representados para dar diversidade à população. Por ser uma área de grande interesse na comunidade, algumas variações da formulação clássica do PRV podem ser encontrada:

Problema de Roteamento de Veículos com Janela de Tempo (PRVJT) é a generalização mais conhecida do PRV. Pode ser vista como uma combinação do problema e roteamento de veículos e escalonamento que cresce em aplicações do mundo real. Isto

é a otimização de uma frota que deve ter um número conhecido de paradas para servir um conjunto de clientes, e para cada cliente específico deve ser servido por exclusivamente um veículo e visa minimizar o custo, sujeito a capacidade do veículo e suas restrições de tempo (Ellabib et al. 2002). O problema envolve atribuição de veículos para os trajetos tal que para cada custo de atribuição e a custo roteamento atribuídos sejam mínimos [Cheng & Committee [2005], RIBAS et al. [2011], de Oliveira et al. [2006]].

O PRVJT pode ser definido como: Seja $G = (V', E)$ ser um grafo conectado consistindo de um conjunto $n+1$ nós, cujo cada nó pode ser alcançado somente com um tempo de intervalo específico ou uma janela de tempo, e um conjunto E de arcos com pesos positivos representado a distância da viagem e associado ao tempo. Sendo o vértice o o nó inicial, ou ponto de partida. Cada nó i , exceto o vértice o , requisita um serviço de tamanho q_i .

Problema de Roteamento de Veículos Capacitado é outra variação e pode ser descrita como: Seja $G = (V', E)$ um grafo não-direcionado é dado onde $V' = \{0, 1, \dots, N\}$ é o conjunto de $n+1$ vértices e E é o conjunto de arestas. Vértice o representa o ponto de partida e o conjunto de vértice $V = V' \setminus \{o\}$ corresponde ao n . Um custo positivo d_{ij} é associado a cada aresta $i, j \in E$. A unidade q_i é fornecida do ponto de partida o (assumindo $q_o = 0$). Um conjunto m de veículos homogêneos de capacidade Q estão estacionados no ponto de partida o e devem ser usados para fornecimentos dos clientes. Uma rota é definida como no mínimo o custo de um ciclo no grafo G passando através ponto de partida o e tal que o custo total das demandas dos vértices visitados não tenha excedido a capacidade dos veículos [Berger & Barkaoui [2003] Sains & Roflin [2010]].

O Problema de Roteamento de Veículos com Coleta Simultânea e Entrega (PRVCSE), cada cliente exige uma coleta simultânea e prestação de serviços, e todos os bens têm que originar de/ou acabar no depósito. Para reduzir o esforço de manipulação de atividades de coleta e entrega, os clientes não podem aceitar para ser atendido separadamente, e, assim, o funcionamento simultâneo é necessário. Zhao et al. [2009]. Podemos definir como:

Sendo $G = (V_0, A)$ um grafo completo e não dirigido, onde $V_0 \in V$ é o conjunto de cliente com $V = \{1, \dots, n\}$. Vértice o representa o ponto de partida, enquanto que outros vértices $i \in V$ representam os clientes. Cada cliente i exige tanto uma demanda de captação de zero $p(i)$, que deve ser enviado para o depósito e a entrega de zero demanda $d(i)$ que se originam a partir do depósito. Para cada borda $(i, j) \in A$, $(i, j \in V_0)$, de custo não-negativo, d_{ij} , é também dado.

Problema do Caixeiro Viajante de Dubins e suas variações

O problema para os veículos de Dubins tem sido amplamente explorado na literatura e resolvido de diversas formas, os veículos têm sido estudados para o ambiente aéreo por meio dos VANTs e suas variadas aplicações. É um problema interessante por diversos veículos serem de asas-fixas e suas restrições, quando o veículo está em modo de cruzeiro, se parecerem com as restrições de veículos terrestres para qual o modelo de Dubins pode ser aplicado.

Obermeyer[2009] propôs um algoritmo para o Planejamento de Caminho para um VANT utilizando Algoritmo Genético para promover as soluções do caminho e impondo as restrições de Dubins como uma parte da função objetivo de seu trabalho, inspirado nos veículos terrestres e em problemas da força aérea.

Guimaraes Macharet et al.[2012] apresenta o problema com uma variável interessante para o problema, onde o objetivo é encontrar um caminho de Dubins ótimo que leve o veículo a visitar uma sequência de regiões circulares, e não uma sequência de pontos. A complexidade do problema aumenta substancialmente e os autores propõem um algoritmo para o caso de um veículo.

Guimarães Macharet et al.[2012] define o problema do caixeiro como um problema que permite vizinhança, uma área permitida além do ponto central. Através dessa nova área, o problema pode minimizar o caminho suavizando também as curvas feitas pela aeronave utilizando uma curvatura máxima. A solução é dada por um conjunto de pontos que podem ser de regiões com interseções entre as suas áreas de cobertura que assim minimizariam o caminho a ser percorrido pelo VANT.

Isaacs et al.[2011] assim como o trabalho acima, é explorado uma solução para quando os pontos podem ter uma área de cobertura com um raio r e esta área pode gerar interseções entre os pontos. Dada uma transformação de Noon e Bean o artigo mostra que tem uma performance não pior do que os algoritmos existentes e explorado na literatura pelo autor e que em alguns casos pode obter performance melhor para regiões que se sobrepõem.

Kothari et al.[2009] desenvolveu um algoritmo de planejamento de caminho para múltiplos VANTs de suas posições iniciais até as suas posições finais evitando tanto obstáculos estáticos quanto dinâmicos. O algoritmo utiliza combinado com um modelo cinemático *Rapidly-exploring Random Trees* (da sigla em inglês RRTs) que teve um desempenho eficiente para a aplicação desejada. Além disso, os veículos compartilham informação entre eles para evitar colisões.

Lim et al.[2010] trabalha com uma variação do PCV descrita como PCV com Janela de Restrição. O trabalho desenvolve um algoritmo baseado no Vizinheiro mais Próximo utilizando uma modificação de “2- opt^{tt} ”, “ou- opt^{tt} ” são aplicados de forma sequencial. O resultado gerado tem seus pontos conectados pelas curvas de Dubins finalizando o processo para obter o menor caminho.

Formulação do Problema de Roteamento

Multi-Objetivo para veículos de Dubins

O Planejador de Missão é uma interface que agrega um conjunto de algoritmos com o intuito de promover planos de voo para uma determinada frota de VANTs homogêneos. Uma parte importante neste processo é o planejamento das rotas dos veículos, que deve considerar a dinâmica dos equipamentos utilizados. Uma característica fundamental nos veículos de asa fixa (modelo que será utilizado nas experimentações) é a sua dinâmica não-holonômica Dubins[1957], que em termos gerais implica que o veículo pode assumir qualquer configuração no espaço, mas não pode se movimentar instantaneamente na direção da configuração desejada. O exemplo mais simples é o de um carro, que pode parar em qualquer posição em um estacionamento, porém não pode andar de lado, tendo que manobrar para tal. Assim como os carros, os VANTs de asa fixa possuem limitações semelhantes, descritas no espaço 3D (o carro é 2D).

A nomenclatura da aviação estabelece os seguintes ângulos que descrevem a orientação de um veículo em voo:

- Guinada (*Yaw*): Ângulo determinado pelo movimento realizado a direita ou a esquerda de uma aeronave ou espaçonave de forma vertical e no plano longitudinal de simetria.
- Rolagem (*Roll*): Ângulo determinado pela rotação da aeronave sobre o seu próprio eixo de fuselagem com uma pequena perda de altitude ou mudança de direção.
- Ângulo de Ataque (*Pitch*): é ângulo entre os eixos longitudinal e o plano horizontal de uma aeronave.

É importante manter estes ângulos afastados de seus valores críticos, ou máximos, pois podem gerar instabilidades nos módulos de controle de forma a comprometer a segurança do voo. Além disso, ângulos acentuados para realização de manobras induzem perda de informação na missão, pois a câmera perde a visibilidade do terreno

e conseqüentemente o rastreamento dos pontos de interesse. A aeronave utilizada nesse trabalho não foi desenhada para receber uma câmera que permita se movimentar e compensar essa movimentação com grau acentuado.

Assim, uma restrição de ângulo deve ser adicionada à formulação do problema, afim que esta situação seja evitada ao máximo, reduzindo as chances de complicações no vôo que possam redundar em alta porcentagem de insucesso da missão.



Figura 3.1. Movimentos Aeronave.

Esta restrição de ângulo é devido a trajetória do caminho de Dubins citado anteriormente, este caminho provê uma rota segura de acordo com a dinâmica do veículo, descrita na equação 3.1. O caminho de Dubins é definido por uma configuração inicial (x_i, y_i, θ_i) e a configuração final desejada (x_f, y_f, θ_f) , onde, neste caso, (x, y) indica latitude e longitude, respectivamente e θ é a posição do ângulo do veículo. A diferença entre a formulação clássica do PRV, o problema de roteamento de veículos de Dubins será denotada como PRVD.

$$\begin{aligned} \dot{x} &= v \cos(\theta) \\ \dot{y} &= v \sin(\theta) \\ \dot{\theta} &= \frac{v}{\rho} u \end{aligned} \tag{3.1}$$

v sendo a velocidade longitudinal, ρ o raio mínimo de curvatura, e u a entrada de controle. A velocidade é normalizada e considerada constante, e portanto, tempo e distância dependem do custo da aresta c_{ij} . Para aeronaves de asa fixas, o custo da aresta não é apenas uma distância de linha reta entre dois pontos consecutivos mas a distância definida pelo arco local de Dubins $D(c_i, c_j)$.

O Planejador deve decidir a quantidade de veículos a serem utilizados durante a missão, desde que estes veículos não excedam os seus limites de autonomia de vôo. O algoritmo deve ter como parâmetro de entrada K veículos e retornando R veículos, seja

$R \leq K$. Por se tratarem de veículos homogêneos todos terão a mesma capacidade U .

A quantidade de veículos utilizados é importante para o algoritmo pois a partir deste valor o operador pode ter uma idéia de quanto tempo a missão irá durar. Quanto maior a quantidade de veículos, menor deverá ser o tempo de missão, este tendo o seu menor valor como o ponto mais distante a ser visitado. Entretanto a utilização de uma grande frota implica em um grande tempo de preparação para uma próxima missão, além de grande custo operacional. Podemos notar que estes objetivos conflitantes dificultam a ação do algoritmo, exigindo um alto custo computacional.

A partir da definição das restrições e variáveis a serem utilizadas, uma formulação matemática é descrita para modelar o problema. Então, uma reformulação no problema multi-objetivo da seguinte forma:

$$\min_{r_k \in \text{tt}(V,E)} \left(J(r_k) - J_u \right)^2 \quad \text{s.t.}$$

$$\sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N x_{0jk} \leq K \quad (3.2)$$

$$\sum_{j=1}^N x_{0jk} = \sum_{i=1}^N x_{i0k} \leq 1 \quad (k \in U) \quad (3.3)$$

$$\sum_{j=0}^N \sum_{k=1}^K x_{ijk} = 1 \quad (i \in T) \quad (3.4)$$

$$\sum_{i=0}^N \sum_{k=1}^K x_{ijk} = 1 \quad (j \in T) \quad (3.5)$$

$$r_k \leq D_k \quad (k \in U) \quad (3.6)$$

onde

- $U = \{1, 2, \dots, K\}$ é o conjunto de todos os VANTs;
- $T = \{1, 2, \dots, N\}$ é o conjunto de todos os pontos de interesse;
- $V = T \cup \{0\}$ agrega o ponto de partida 0 ao conjunto de pontos visitados;
- D_k é a distância máxima U_k ao alcance do VANT de acordo com o tempo de vôo ($k \in U$);
- x_{ijk} são as variáveis de decisão, dado por:

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1 & \text{se } U_k \text{ a partir de } i \in V \text{ a } j \in V, i \neq j \\ \text{o caso contrário} & \text{and} \end{cases}$$

$$r_k = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_{ijk} c_{ijk}$$

é o tamanho da k -th rota do conjunto de rotas válidas K no grafo $G(V, E)$. Restrições (3.2) assegura que não há mais que K rotas fora da base. Restrição (3.3) garante que cada VANT que parta da base retorne para a base ao fim de cada missão. Restrição (3.4) e (3.5) assegura que todo e qualquer ponto visitado será visitado somente uma vez. Restrição (3.6) assegura que a distância máxima percorrida para cada VANT não tenha o seu limite excedido.

Em Guimarães Macharet et al. [2012] temos a definição de BAA, que é um algoritmo aprimorado do AA. Dado que os pontos p_1, p_2, \dots, p_n assumem configurações $x_1, y_1, \theta_1, x_2, y_2, \theta_2, \dots, x_n, y_n, \theta_n$ onde a trajetória de Dubins será definida de acordo com x_n, y_n, θ_n ao ponto de configuração $x_{n+1}, y_{n+1}, \theta_{n+1}$, AA define que θ_n e θ_{n+1} será o ângulo formado entre a linha reta dos dois pontos, o algoritmo BAA para evitar que o veículo realize diversas manobras durante a missão, elimina algumas curvas fazendo com que haja retas entre os pontos, a estratégia se dá por conta da definição da quantidade de pontos, desde que uma quantidade seja par uma estratégia é seguida diferente da quantidade ímpar. A Figura 3.2 mostra a diferença entre rotas geradas por AA e BAA.

O Algoritmo Genético proposto no trabalho tem os seguintes operadores: Mutação, Seleção e Cruzamento. Onde as mutações são compostas pelas operações de Troca, Inversão, Inserção, Deslocamento e Inserção dado por Russell & Lamont [2005] que serão descritos posteriormente.

A imagem do indivíduo 3.2 exemplifica a estrutura utilizada para representar um indivíduo. O indivíduo é composto por uma linha de VANTs, a ordem dos veículos adicionados na solução I_i , cada indivíduo I possui uma sequência de pontos de interesse, esses pontos serão visitados na ordem apresentada na tupla. Os números então representa o ponto a ser visitado x_{ij} , que por sua vez contém a posição de latitude e longitude no mundo real, ou coordenadas projetadas no plano cartesiano e o valor do ângulo em relação ao próximo ponto x_{ij} na sequência, calculado pelo algoritmo BAA.

A tabela 3.1 explicita as características específicas de cada problema, demonstrando as suas semelhanças e diferenças. Podemos notar que o algoritmo proposto nesta dissertação para o Problema de Roteamento de Veículos de Dubins possui características em comuns com os demais, e este será mais detalhado na seção a seguir.

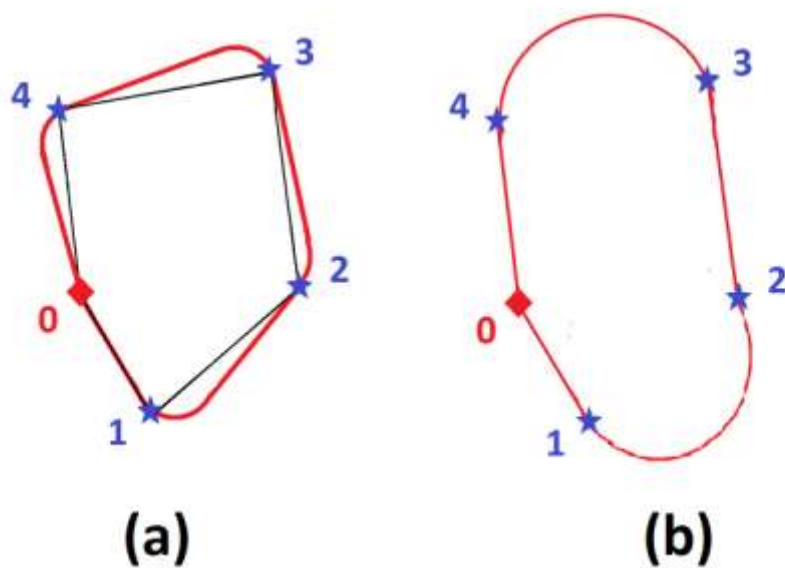


Figura 3.2. Duas abordagens de Dubins: Esquerda: O algoritmo AA; Direita: O algoritmo BAA.

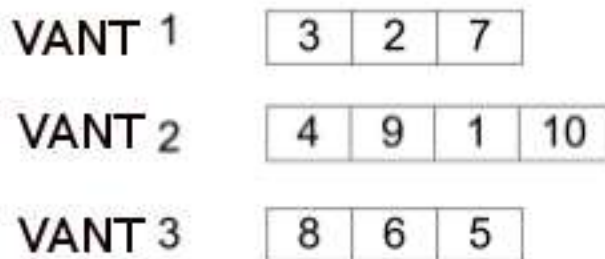


Figura 3.3. Representação do Indivíduo.

Tabela 3.1. Comparação entre Problemas

Método	No. de veículo	Restr. Ângulo	Distância Euclidiana	Solução
PCV	1	Não	Sim	Sem Dubins
PCVE	1	Não	Sim	Sem Dubins
PCVA	1	Sim	Não	AA
PCVD	1	Sim	Não	AA
PRV	M	Não	Sim	Sem Dubins
PRVD	M	Sim	Não	BAA e AA

Capítulo 4

O Problema de Roteamento Multi-Objetivo para veículos de Dubins

Este capítulo tem como objetivo definir a metodologia utilizada e descrever os passos que serão utilizados ao longo do algoritmo desta dissertação.

Como mostra a Figura 4.0 o algoritmo segue os seguintes passos: Entrada de dados, População Inicial, Calcular o valor da Aptidão, Ordenar as soluções, Verificar as soluções, Mutação e por fim a Solução Final. Estes passos serão descritos a seguir.

Entrada de dados

Neste momento, o algoritmo recebe os pontos que formam o conjunto P e que foram definidos para esta missão. Cada ponto P_i tem uma posição geográfica (x,y) determinadas pela sua latitude e longitude, e não-ordenada de acordo com a posição do ponto de partida. De acordo com a entrada de dados os pontos recebem um valor de posição de $1..N$. Estes pontos são armazenados e sorteados para a rota K_i de forma aleatória para criar I indivíduos Figura 4.1. Os indivíduos I_i criados não necessariamente possuem a mesma quantidade de veículos iniciais. Definimos apenas que a quantidade máxima de veículos nesse momento é de K_{max} , afim de que auxiliar o algoritmo a obter indivíduos com poucos veículos e com potencial para ter uma rota que seja próxima da desejada (restrição de tempo de percurso).

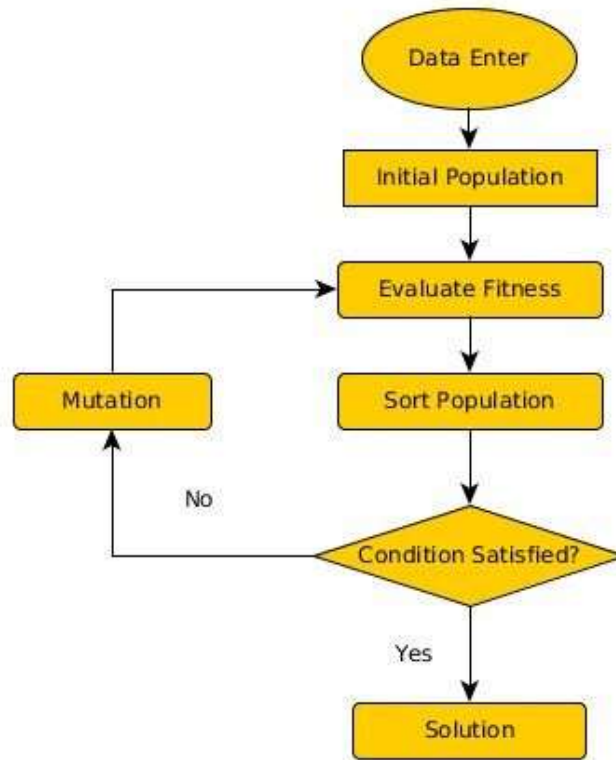


Figura 4.1. Algoritmo AG para o Problema de Roteamento de Veículos de Dubins Multi-Objetivo

População Inicial

Um fator importante para uma conversão de forma ágil de qualquer AG é a diversificação de sua população inicial. Entretanto, a diversificação implica um custo computacional. Dado o seu valor de compromisso entre uma boa solução inicial e custo adicionado, os autores propuseram uma implementação baseada numa melhoria iterativa da solução. Seja uma solução gerada de forma aleatória para um veículo, o algoritmo₁consistem em melhorá-lo de forma iterativa por meio de uma função de mutação. As soluções são então gravadas e a melhor, de acordo com o valor de Aptidão, é selecionada e adicionada ao conjunto da população inicial.

Onde, o método de *Tweak* realiza uma operação de Troca para gerar um novo individuo. Enquanto o método *Qualifica* calcula o valor de Aptidão do novo individuo gerado.

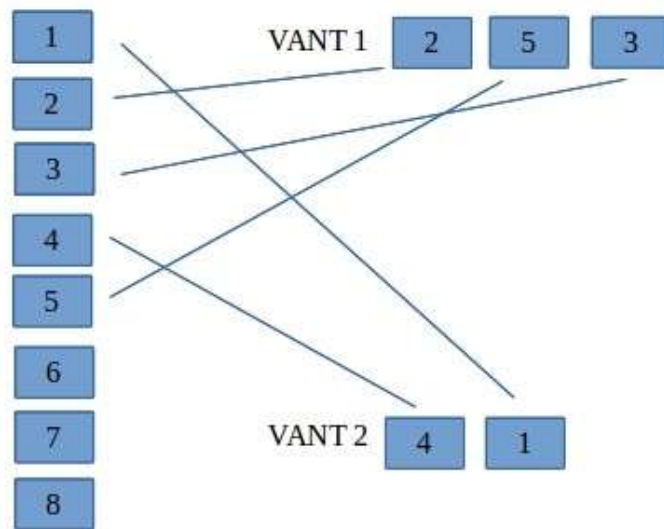


Figura 4.2. Imagem que exemplifica a criação de um Indivíduo. Onde os pontos serem rótulados com número são sorteados e inseridos em uma rota do Invidúdo, esta rota também é selecionada de forma aleatória assim como a posição que será inserido.

Elitismo

AG utiliza mutação e cruzamento para diversificar a população corrente, gerando e eliminando novos individuos constantemente em cada iteração. Elitismo é um mecanismo para preservar as melhores soluções para a próxima geração, evitando que estes sejam perdidos durante a mutação e cruzamento. O algoritmo selecionada os melhores individuos é bastante simples. Um conjunto em um percentual $b\%$ da população corrente compõe o conjunto elite. Então, o algoritmo move para o topo $b\%$ dos melhores individuos na solução atual de acordo com o valor de Aptidão para a próxima população P_{i+1} .

Mutação e Cruzamento

Mutação é uma diversificação pela mudança de características de um ou mais individuos da população atual, enquanto o cruzamento é uma diversificação da próxima população criando novos individuos utilizando dois ou mais individuos da população corrente. Após estes passos AA ou BAA algoritmos são usados para gerar uma nova configuração inicial e final para mensurar a nova distância para a rota. Os dois mecânicos são

```

Inicialização;
l ← tamanho máximo da lista desejado;
n ← número de perturbações desejado para a amostra;
S ← candidato inicial;
Melhor ← S
repeat
  if  $Tamanho(L) > l$  then
    | Remova o elemento mais antigo de L
  end
  R ← Tweak(Copia(S)) CalculaAngulo(R) for  $n - 1$  times do
    | W ← Tweak(Copia(S)) CalculaAngulo(W) if
    |  $W \notin L \wedge Qualifica(W) > Qualifica(R) \vee R \in L$  then
    | | R ← W
    end
  end
  if  $R \notin L \wedge Qualifica(R) > Qualifica(S)$  then
    | S ← R Insere R na lista L
  end
  if  $Quality(S) > Quality(Best)$  then
    | Melhor ← S
  end
return Melhor
until condição desejada;

```

Algorithm 1: Algoritmo gerador da População Inicial

explicados em seguida.

Mutação

- Troca: dois clientes c_1 e c_2 no individuo I são escolhidos de forma aleatória e podem pertencer ou não a mesma rota um tem as posições trocadas. Podemos definir como: $c_1, c_2 \in S / c_1 \neq c_2$.

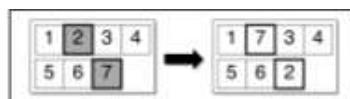


Figura 4.3. Algoritmo Genético de Troca.

- Inserção: selecionamos um ponto x_j e este é inserido em um novo lugar. A rota onde será inserido é selecionada aleatoriamente. Desta forma é possível criar um novo itinerário com um simples cliente dada a probabilidade $\frac{1}{2 \cdot V}$.

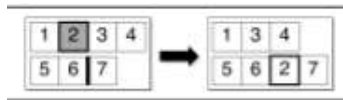


Figura 4.4. Algoritmo Genético de Inserção.

- *Invers o*: seleciona uma sub-rote de um indiv duo e inverte a ordem em que os clientes s o visitados.

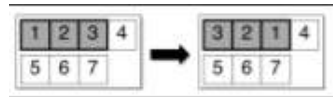


Figura 4.5. Algoritmo Genético de Invers o.

- *Deslocamento*: uma sub-rote de um Indiv duo da Solu o S   selecionado de forma aleat ria, em seguida   realocado que pode ou n o ser na mesma rota. Esta inser o aleat ria pode resultar na cria o de uma nova rota de acordo com alguma probabilidade. Abordagens recentes usam a probabilidade de $\frac{1}{2 \times V}$, onde V   a quantidade de ve culos na solu o corrente.

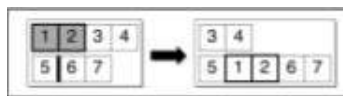


Figura 4.6. Algoritmo Genético de Deslocamento.

Cruzamento

Como mencionado anteriormente, este operador   respons vel por gerar um ou mais indiv duos (rotas como solu o) pela combina o de dois ou mais indiv duos da solu o atual P . Isto  , dado um indiv duo I_i e outro I_j , podemos obter um conjunto de solu es filhas $C = C_1, \dots, C_n$. O valor de Aptid o para as solu es filhas pode ser melhor ou pior comparado ao valor dos pais. Neste trabalho a compara o do valor n o   executada, e todo filho deve ser usada para formar a pr xima popula o. Como um dos problema da objetivo   minimiza o n mero de ve culos, o cruzamento do algoritmo segue os seguintes passos para gerar um novo indiv duo:

- Encontrar a rota de maior valor entre os pais;
- Eliminar os pontos de interesses j  adicionados as rotas;

- Selecionar novas rotas: Novas rotas são inseridas em diferentes rotas para gerar uma nova. Quando uma rota de um veículo não está vazia, o primeiro cliente é inserido na rota perto do ponto mais próximo no conjunto de pontos atual.

Valor de Aptidão

A função de valor de Aptidão é o equivalente da função valor em problema de otimização multi-objetivo. Em AG, a função de valor de Aptidão é equivalente a quanto adaptado um indivíduo está ao problema. O valor de Aptidão é mensurado para cada indivíduo da população atual e seu valor reflete a qualidade da solução corrente, assim o indivíduo melhor adaptado na população corrente será considerado a solução para o problema. Portanto, a seleção de uma função de valor de Aptidão é crucial para o sucesso de uma solução satisfatória para o Problema do PRMVD.

A função de valor de Aptidão escolhida para este trabalho é baseada na distância Euclidiana de um vetor de critério $J = [J_1, J_2]^T$ ao valor utópico do vetor. A tupla com o valor utópico J_u é um critério de valor não alcançável composto pelo mínimo de cada valor individual, ou seja, define o valor ótimo para os valores quando tratados de forma separada. Por exemplo, considere que J_1 é a função que representa o número de veículos usado para realização da missão, então o valor utópico para o função J_{u1} é a menor número que uma frota pode possuir (somente um veículo). Adicionalmente, considere J_2 como função que representa o tempo de execução, então o valor utópico do componente J_{u2} é o tempo de ir ao cliente mais distante e retorna ao ponto final. Claramente, não há tal rota que resultaria neste J_u , mas este vetor utópico é a referência para avaliar o quão distante a solução atual está. Neste trabalho a distância Euclidiana é usada, portanto, dada a representação $Fit(P_i)$ como a função de valor de Aptidão para PRMVD definida por:

$$Fit(P_i) = "J_d" = w_1 J_{d1}^2 + w_2 J_{d2}^2 \quad (4.1)$$

onde,

$$J_{d1} = (J_1 - 1) \quad (4.2)$$

é o desvio em J_1 , o número de veículos (ou número de rotas) da solução atual ao valor utópico. Neste caso específico, quanto o VANT está apto a realizar a tarefa sozinho, $J_{u1} = 1$. Em caso genérico, a rota mínima pode ser maior do que o alcance máximo do VANT, J_{u1} não é necessariamente igual a um.

$$J_{d2} = (J_2 - J_{u2}) \quad (4.3)$$

é o desvio em J_2 , o tempo de execução da missão (o tempo de cobrir a rota com o maior tempo) ao valor utópico J_{u2} (tempo de visitar o cliente mais distante). E, w_1 e w_2 são os pesos para refletir a importância de ambos os critérios, e é usado para setar a prioridade de um objetivo sobre o outro. Nós usamos a combinação convexa ($w_2 = 1 - w_1$), desta forma temos apenas um peso.

Solução Final do Algoritmo

Neste passo, a solução final é apresentada sendo a solução ótima para o problema ou aproximada, sendo no caso da aproximada caso algumas condições seja satisfeitas:

- **Convergência:** quando um algoritmo atinge ou o valor ótimo, ou seja, não pode obter um valor de Aptidão melhor devido as características da missão ou o melhor valor não sofre alterações durante um certo período, determinado previamente pelo operador. Esta configuração irá então interromper a criação de novas soluções e retornar o Indivíduo I_{final} .
- **Iterações:** estabelecido um valor máximo de interações R, o algoritmo irá gerar R populações e caso não obtenha uma configuração que tenha convergido

O algoritmo retorna então a configuração da solução final, esta sendo dada por: quantidade de veículos utilizados, o valor de Aptidão do indivíduo, o valor da rota mais distante e o valor total percorrido (soma da distância de todas as rotas). Todos estes dados são necessários para que o operador possa analisar e decidir sobre os rumos da missão.

Capítulo 5

Experimentos

Como explicado na seção anterior, o algoritmo deste trabalho segue o fluxo do diagrama representado pela figura 4. O problema irá receber um conjunto de pontos, todos com a latitude e longitude do ponto de interesse a ser visitado durante a missão. Após computar todos os pontos o algoritmo irá criar uma população inicial de indivíduos, de forma aleatória, e então irá executar as permutações realizadas pelas operações de Mutação e Cruzamento.

Durante o período de permutação os valores que foram inseridos para os ângulos de acordo com o algoritmo BAA, apresentado anteriormente, sofreram alterações de acordo com a nova sequência de pontos a serem visitados.

Estes experimentos foram realizados em uma máquina com sistema operacional Linux, 8GB de memória RAM, processador core i5.

5.1 Experimentos

Este trabalho é parte de um planejador de missão e sub sistema de execução de um sistema de veículos aéreos não-tripulada (SVANT) baseado em lançamento manual (Figura 5.1). A esquadrilha é originalmente formada por quatro veículos, entretando o sistema é escalável, permitindo o planejamento de uma frota maior. A aplicação primária para estes SVANT é a de monitorar área de proteção ambiental e reservas florestais da Floresta Amazônica.

Como os autores não conseguiram achar outro trabalho na literatura que trate do mesmo problema (restrições), assim definido na seção 2, para comparar os resultados. Portanto, os seguintes três passos incrementam a metodologia de avaliação dos resultados:



Figura 5.1. Mini-Vant foi utilizado no PRMVD.

- Verificar a base do Método do AG: A implementação, e a função de diversificação é verificada pela solução clássica do PRV usando o benchmark apresentado em (Augerat, 1995);
- Verificar a adaptação do BAA: A implementação AG é então usada para resolver a adaptação BAA do PRVD para o mesmo conjunto de clientes. Os arcos incrementam o tamanho da rota, a solução do PRV é esperada para servir como referência de limite inferior para o BAA-PRVD.
- Verificar a formulação do PRMVD: O PRMVD é então resolvido pelo problema de critérios múltiplos, combinando os critérios em pares, gerando três curvas bi-dimensionais ($J_1 \times J_2$, $J_2 \times J_3$, e J_1 vs. J_3) de valores de compromisso. O método é validado baseado na optimalidade de Pareto de soluções que formam as curvas de valor de compromisso. Adicionalmente, as curvas de valor de compromisso são úteis para analisar a influência da curva entre os critérios.

Os resultados de cada passo é apresentado na próxima seção.

Resultados do PRV clássico

O primeiro passo é resolver o PRV clássico para encontrar um limite inferior para o próximo passo. Uma instância bem conhecida é usada para isso, A-n32-k5, ou o conjunto A de (Augerat, 1995). Esta instância tem 32 vértices, com valores de demanda de 1 a 24. A capacidade do veículo é 100. A solução dessa instância é tal que o valor mínimo de veículos é 5 e custo total é 784.

O AG foi executado usando a seguinte configuração: População de 500 indivíduos, 50 % elitismo, nas mutações foi aplicado 0.2%, 0.2%, 0.4% de troca, inversão e inserção, respectivamente. O AG encontrou a solução ótima para este problema clássico em todas as 30 tentativas. Portanto, os autores consideram a implementação validada.

PRV clássico como limite inferior para o PRVD

Neste passo, a função de custo do PRV clássico é modificada para considerar as curvas de Dubins, usando o método BAA proposto em Guimarães Macharet et al.[2012]. O BAA é executado a mesma instância, e respectivamente os mesmo 5 veículos. Após muitas execuções, todas as soluções foram maiores que o PRV clássico, como esperado devido a nova restrição imposta ao problema. A solução foi 20% maior (em média) que o limite inferior, como apresentado na Figura 5.2.

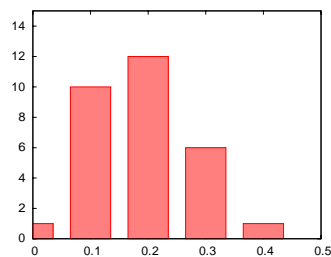



Figura 5.2. Distribuição da solução para BAA-PRVD/PRV.

Como os experimentos confirmaram o PRV clássico é de fato um limite inferior para o PRVD quando resolvido pelo AG, os autores consideram o passo 2 validado.

Aplicando o PRVMD para cenários atuais

O planejador é aplicado em um cenário atual, a Reserva Floresta Adolpho Ducke (Figura 5.3), uma área de proteção do meio-ambiente próximo a Manaus, a capital do estado do Amazonas com aproximadamente dois milhões de habitantes do Estado do Amazonas. A pressão do desmatamento ao redor forma quase um quadrado perfeito de 10km^2 é tão intenso, que a área destacada em verde escuro nas imagens geradas pelo satélite, aparenta ser uma consequência do processo de mosaico, mas não é. Aproximando usando, por exemplo, Google Earth , pode encontrar muitas construções, tanto industrial quanto residencial. Neste contexto, uma monitoração regular e fechada é fundamental para estabilizar uma linha de proteção virtual em torno da reserva. Embora alocado em uma área ao redor de Manaus, os limites da reserva não são facilmente monitorados do solo, especialmente ao norte e leste. Um monitoramento aéreo é obrigatório.

Duas diferentes missões foram definidas: 1) Monitorar a construção de um complexo residencial ao noroeste (Figura 5.4-a). Neste caso os autores assumem pontos de interesse (PoI) distantes pouco mais de 10 metros uns dos outros, a fim de cobrir a área



Figura 5.3. Reserva Adolph Ducke. Topo: Manaus e o conhecido encontro das águas. A seta indica pontos para a localização da reserva ao noroeste de Manaus; Baixo: Visão de perto da área ao redor da reserva. A seta indica o norte.

de construção por inteira. O objetivo primário da missão é conter o desmatamento para a área previamente aprovado pelo governo. 2) Monitorar os limites por completo da Reserva, com os PoIs distantes até algumas centenas de metros um do outro (Figura 5.4-b). Esta é uma missão regular, cujo objetivo é assistir de cima a reserva para detectar atividades ilegais de intrusão. Neste caso os PoIs são claramente áreas em torno da reserva que poderiam ser causada por interferência humana, e, portanto, são bons candidatos de atividades a serem monitoradas.

A validação do passo 3 é aplicado para Missão 1 apenas, sendo o impacto das curvas de Dubins sobre a rota final muito mais claro. Tabela 5.1 apresenta os três valores de compromisso. Note que a situação de conflito presente na Seção 2.1 são confirmados, incluindo o não conflito entre J_1 e J_3 .



Figura 5.4. Pontos de interesse da Missão (cima) para monitor o desflorestamento devido a construção de um complexo residencial; Monitor os limites externo da reserva(baixo).

É importante mencionar que os autores estão avaliando o desempenho do planejador de rota. Os aspectos relatados de como os VANTs atualmente executam o plano foram considerados fora do escopo deste trabalho, e isto irá ser tratado como trabalho futuro. O piloto automático MicropilotSM é o principal computador a bordo de uma aeronave, conectado via rádio à estação de solo, com um notebook de processador Intel i7 com software do MicropilotSM, HorizonSM, instalados. Os experimentos foram conduzidos na estação de solo. Um mapa da área é uploadado ao Horizon e os pontos de interesse são coletados usando a função de software apropriada. Os pontos selecionados de pontos de interesse é a entrada do PRVMD que otimiza diferentes rotas, de acordo com o algoritmo descrito nas seções anteriores. As rotas resultantes serão enviadas de volta ao HorizonSM e serão enviadas ao hardware do piloto automático a bordo da respectiva aeronave. A missão considerada aqui é monitorar os limites da reserva dos 16 pontos selecionados sobrevoados, marcados como ponto de interesse (POI) distanciados centenas de metros dos outros. Incluindo o centro da reserva (Figure 5.3).

Nós setamos a curvatura do raio de Dubins para 500m, que permite realizar curvas com um ângulo de rolagem pequeno, mantendo a câmera apontada para o chão. Os autores estimam J_{u1} e J_{u2} pela resolução dos respectivos mono objetivo PRV, resultando sobre $J_{u1} = 57700m$ e $J_{u2} = 28003$.

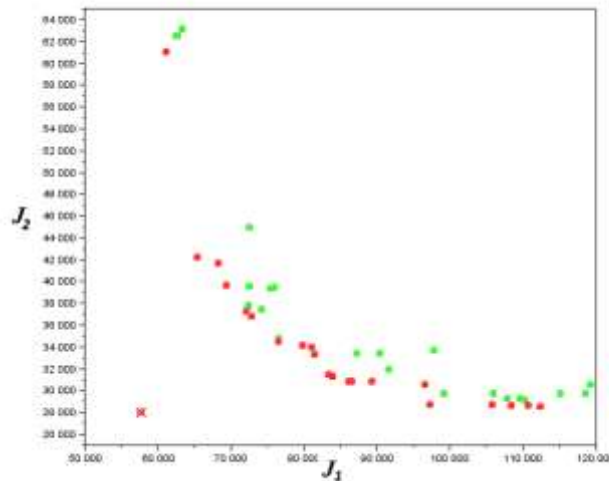


Figura 5.5. Soluções Não dominados (vermelho) e dominado (verde) do problema bi-critério $J_1 \times J_2$.

Tabela 5.1. Valores de compromisso para J_1 vs. J_2 ; J_2 vs. J_3 ; J_1 vs. J_3 .

w_1	J_1	J_2	J_3
0.0	6	4729.613094	25810.792619
0.10	2	5509.207275	10862.641087
0.60	1	8355.667114	8355.667114
1.00	1	8355.667114	8355.667114
w_1	J_1	J_2	J_3
0.00	1	8355.667114	8355.667114
0.10	2	5513.243902	10668.367555
1.00	3	4975.891162	13631.620694
w_1	J_1	J_2	J_3
all	1	8355.667114	8355.667114

As tabelas de valores de compromisso são valores ótimos de Pareto de acordo com a Figura 5.5. Baseado nos resultados, podemos concluir que, dado um conjunto de pontos de interesse da missão 1, o PRMVD tende a dividir a missão entre 2 VANTs.

Tabela 5.2. Resultado dos Experimentos para o algoritmo AG aplicado para a distância A-n32-k5, e a média total dos custos calculados com a interalção.

Elit.	Swap	Inv.	Ins.	Displ.	Average Cost	Iter.
0.5	0.05	0.05	0.15	0.2	501.80	905.06
0.25	0.15	0.15	0.25	0.3	474.06	817.60
0.25	0.2	0.2	0.3	0.15	475.20	709.76
0.5	0.2	0.2	0.3	0.15	466.63	800.16
0.5	0.3	0.3	0.15	0.2	514.73	831.63
0.5	0.15	0.15	0.2	0.15	484.10	872.80

Quando 3 VANTs foram encontrados (ênfase em J_2), a redução do tempo de missão foi em cerca de 15% somente.

A figura 5.1.3 mostra que o caminho de Dubins para a melhor rota encontrada para 1 VANT. Note o impacto do arco de Dubins no resultado do caminho percorrido.

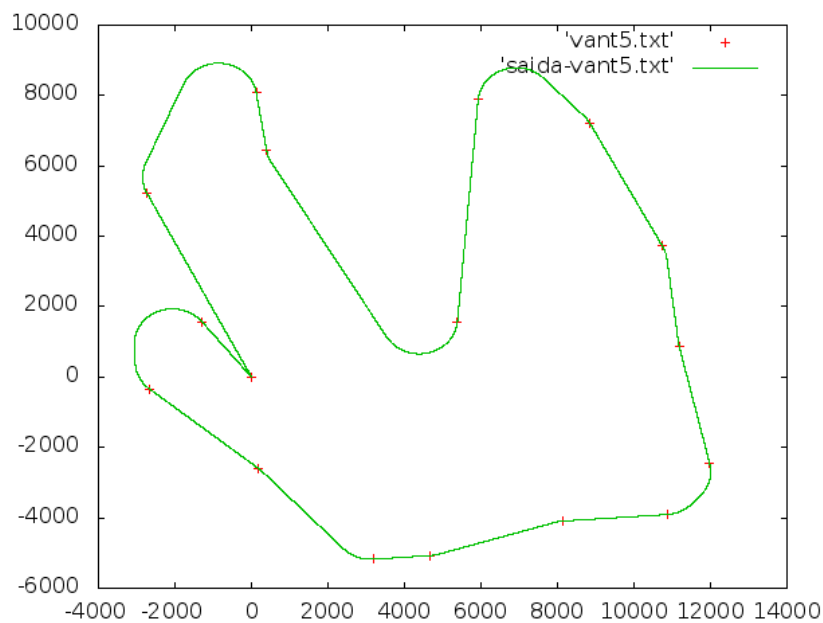


Figura 5.6. Rota encontrada pelo PRVMD com 1 VANT (ênfase em J_1 ou J_3).

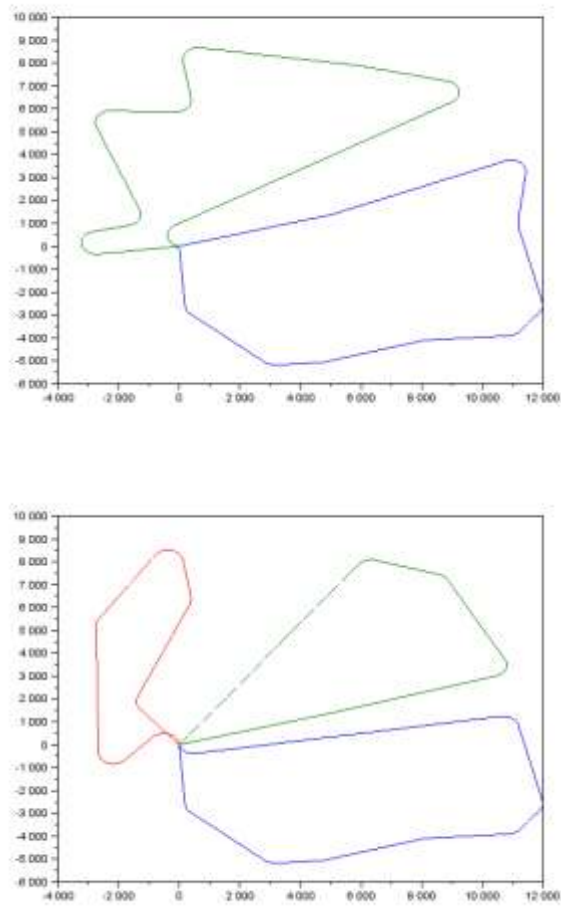


Figura 5.7. As rotas encontradas PRMVD para 2 e 3 VANTs.

Capítulo 6

Considerações finais

Este trabalho aborda o problema de encontrar uma rota ótima para um frota de mini VANTs em missões de monitoramento sobre áreas de proteção ambiental. Este VANT com lançamento manual e de asa-fixas é desenvolvido por um grupo de pesquisadores e engenheiros brasileiros. O principal propósito dos resultados apresentados é implementar um sistema de planejamento de missão. Uma missão típica lida com múltiplos objetivos conflitantes, tanto quanto reduzir o tempo de execução da missão, quando a minimização de recursos. Usar a menor quantidade de VANTs quanto possível na missão é um critério importante. Estes cenários nos direcionam à formulação multi-critério para o problema.

Além disso, este sistema mini-VANT é composto por aeronaves não-holonômicas caracterizando o planejador como um problema de multi-veículos de Dubins. O resultado multi-objetivo, múltiplos veículos de Dubins assim como o problema de roteamento de veículos foi resultado com sucesso pelo algoritmo baseado em GA. O caminho de Dubins atua como um importante papel no PRV, é responsável por prover rotas que consideram as capacidades de manobras do VANT; uma importante característica para assegurar a estabilidade da aeronave enquanto controlada pelo piloto automático. Também, com um sensor embarcado único usado é uma câmera apontando para o chão, é extremamente importante que o ângulo de rolagem esteja setado para um valor pequeno. Como uma consequência é reduzir o drifting devido ao uso do leme, o ângulo lateral foi também limitado a um valor pequeno, resultando é um modelo do carro de Dubins. Apesar de todas as limitações, as rotas encontradas satisfazem os desejos da missão.

O método foi validado em três passos: primeiro, a implementação do AG foi comparada com um benchmark bem-conhecido; segundo, a adaptação do PRV junto as curvas de Dubins foi validado comparando o resultado clássico do PRV, e, finalmente,

a formulação multi-objetiva foi validada comparando o resultado de três objetivos organizados dentre três paredes de problemas bi-critério. A metodologia proposta passou pelos três passos.

A aplicação do AG reduz a complexidade da implementação do algoritmo, enquanto prover soluções que, na maioria dos casos, são ótimas. A formulação bi-critério promoveu um bom aprendizado do processo sobre o profile da missão. Trocando os pesos da importância dos critérios quando comparados ao outro pode dar aos autores indícios de como configurar a missão para melhor alcançar os objetivos propostos.

Os resultados foram promissores, com as rotas ótimas foram bastantes consistentes com as características não-holônicas da aeronave. A ideia de restringir o ângulo de controle do movimento lateral não é uma limitação do método, com isto pode ser modulado para encaixar com a melhor condição de operação.

Um trabalho futuro será o de considerar rotas que não se cruzem, reduzindo riscos de colisão. Outra variação do método será a de incorporar informação da velocidade e direção do vento, afim de que a trajetória seja corrigida em tempo hábil para não comprometer a missão. Outro trabalho futuro é fazer o roteamento para uma frota heterogênea, composta por veículos de diferentes configurações. E finalmente, uma extensão deste trabalho é considerar que o ponto de lançamento é o mesmo de pouso, porém não é fixo. Isso se aplica ao caso da base estar posicionada em um outro veículo, como uma embarcação, ou para o caso do VANT ser lançado de um outro VANT maior.

Referências Bibliográficas

- Aggarwal, A.; Khanna, S.; Motwani, R. & Schieber, B. (1997). The angular-metric traveling salesman problem. *In Proceedings of the Eighth Annual ACft-SIAft Symposium on Discrete Algorithms*, 29:221--229.
- Berger, J. & Barkaoui, M. (2003). A hybrid genetic algorithm for the capacitated vehicle routing problem. *Genetic and Evolucionary Computation Conference (GECCO)*, 21(1/2):646--656.
- Blanton, Jr., J. L. & Wainwright, R. L. (1993). Multiple vehicle routing with time and capacity constraints using genetic algorithms. *Em Proceedings of the 5th International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 452--459, San Francisco, CA, USA. Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- Cheng, L. & Committee, A. (2005). A genetic algorithm for the vehicle routing problem with time windows.
- Dantzig, G. B. & Ramser, J. H. (1959). The truck dispatching problem. *Management Science*, 6:80--91.
- de Oliveira, H. C. B.; Alexandrino, J. L. & de Souza, M. M. (2006). Memetic and genetic algorithms: A comparison among different approaches to solve vehicle routing problem with time windows. *Hybrid Intelligent Systems, International Conference on*, 0:55.
- Deb, K. (2002). *Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms*. Wiley.
- Dorigo, Marco; Stützle, T. (2004). *Ant Colony Optimization*. A Bradford Book, 1st edição. ISBN 0-262-04219-3.
- Dubins, L. E. (1957). On curves of minimal length with a constraint on average curvature, and with prescribed initial and terminal positions and tangents. *American Journal of Mathematics*, 79:497--516.

- Exame (2011). Israel vai vender aviões teleguiados ao brasil. <http://exame.abril.com.br/brasil/noticias/israel-vai-vender-avioes-teleguiados-ao-brasil>. [Online; accessed 20 mar. 2013].
- Guimaraes Macharet, D.; Alves Neto, A.; Fiuza da Camara Neto, V. & Montenegro Campos, M. (2012). An evolutionary approach for the dubins' traveling salesman problem with neighborhoods. Em *Proceedings of the fourteenth international conference on Genetic and evolutionary computation conference*, GECCO '12, pp. 377--384, New York, NY, USA. ACM.
- Guimarães Macharet, D.; Alves Neto, A.; da Camara Neto, V. F. & Campos, M. F. M. (2012). Data gathering tour optimization for dubins' vehicles. Em *The IEEE Congress on Evolutionary Computation, (CEC'12)*, Brisbane, Australia.
- Isaacs, J. T.; Klein, D. J. & Hespanha, J. P. (2011). Algorithms for the traveling salesman problem with neighborhoods involving a dubins vehicle. Em *Proc. of the 2011 Amer. Contr. Conf.*
- Jeyaraman, S.; Tsourdos, A.; White, B. et al. (2005). Formal techniques for the modelling and validation of a co-operating uav team that uses dubins set for path planning. Em *American Control Conference, 2005. Proceedings of the 2005*, pp. 4690--4695. IEEE.
- Kothari, M.; Postlethwaite, I. & Gu, D.-W. (2009). Multi-uav path planning in obstacle rich environments using rapidly-exploring random trees. Em *Proceedings of the 48th IEEE Conference on Decision and Control, CDC 2009, combined with the 28th Chinese Control Conference, December 16-18, 2009, Shanghai, China*, pp. 3069--3074. IEEE.
- Lim, C.-W.; Park, S.; Ryoo, C.-K.; Choi, K. & Cho, J.-H. (2010). A path planning algorithm for Surveillance UAVs with timing mission constrains.
- Melo, V. V. (2009). *Técnicas de Aumento de Eficiência para metaheurísticas aplicadas a otimização global contínua e discreta*. Tese de doutorado, Universidade São Paulo, São Carlos.
- Obermeyer, K. J. (2009). Path planning for a UAV performing reconnaissance of static ground targets in terrain. Em *AIAA Conf. on Guidance, Navigation and Control*, Chicago, IL, USA.

- Oliveira, D. G. (2008). Estudo comparativo entre metaheurísticas populacionais tamanho da população variável.
- Pedro Carvalho, i. S. a. P. (2011). Avião inovador feito na usp monitora desmatamento em jirau. <http://economia.ig.com.br/financas/seunegocio/aviao-inovador-feito-na-usp-monitora-desmatamento-em-jirau/n1597078566632.html>. [Online; accessed 20 mar. 2013].
- Pereira, F. B.; Tavares, J.; Machado, P. & Costa, E. (2002). Gvr: A new genetic representation for the vehicle routing problem. Em *Proceedings of the 13th Irish International Conference on Artificial Intelligence and Cognitive Science, AICS 02*, pp. 95--102, London, UK, UK. Springer-Verlag.
- Pohl, A. & Lamont, G. (2008). Multi-objective uav mission planning using evolutionary computation. Em *Simulation Conference, 2008. WSC 2008. Winter*, pp. 1268--1279.
- Potvin, J.-Y. (2009). State-of-the art review - evolutionary algorithms for vehicle routing. *INFORfts Journal on Computing*, 21(4):518--548.
- QUINTIERI, F.; DRUMMOND, L.; CALDAS, M. & UCHOA, E. (2006). Algoritmos para problemas reais de roteamento de veículos. *XXXVIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, (1-4):884--897.
- RIBAS, S.; SUBRAMANIAN, A.; COELHO, I. M.; OCHI, L. S. & SOUZA, M. J. F. (2011). A hybrid algorithm for the vehicle routing problem with time windows. Em *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Systems Management (IESft'2011)*, pp. 1243 -- 1252, Metz, France. École nationale d'ingénieurs de Metz (ENIM), International Institute for Innovation, Industrial Engineering and Entrepreneurship (I⁴e²). ISBN 978-2-9600532-3-4.
- Russell, M. A. & Lamont, G. B. (2005). A genetic algorithm for unmanned aerial vehicle routing. Em *Proceedings of the 2005 conference on Genetic and evolutionary computation, GECCO '05*, pp. 1523--1530, New York, NY, USA. ACM.
- Sains, J. P. & Roffin, E. (2010). Genetic Algorithm Approach for Capacitated Vehicle Routing Problem with Fuzzy Demand. 2010:1--6.
- Savla, K.; Frazzoli, E. & Bullo, F. (2005). On the point-to-point and traveling salesperson problems for dubins' vehicle. Em *in American Control Conference*, pp. 786--791.
- Savla, K.; Frazzoli, E. & Bullo, F. (2008). Traveling salesperson problems for the Dubins vehicle. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 53(6):1378--1391.

- Soliday, S. W. & M/s, C. O. B. (1999). A genetic algorithm model for mission planning and dynamic resource allocation of airborne sensors.
- Tavares, J.; Pereira, F. B.; Machado, P. & Costa, E. (2003). Crossover and diversity: A study about gvr.
- Whitley, D.; Hains, D. & Howe, A. (2010). A hybrid genetic algorithm for the traveling salesman problem using generalized partition crossover. Em Schaefer, R.; Cotta, C.; Kołodziej, J. & Rudolph, G., editores, *Parallel Problem Solving from Nature, PPSN XI*, volume 6238 of *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 566–575. Springer Berlin Heidelberg.
- Zhao, F.; Mei, D.; Sun, J. & Liu, W. (2009). A hybrid genetic algorithm for the vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery. Em *Proceedings of the 21st annual international conference on Chinese control and decision conference, CCDC'09*, pp. 3964--3969, Piscataway, NJ, USA. IEEE Press.