



UM MODELO MULTIOBJETIVO PARA O PLANEJAMENTO DE ROTA PARA VANTs CONSIDERANDO A IDENTIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE MARCOS

João Gabriel Ulian

Universidade Federal de São Paulo
Av. Cesare M. G. Lattes, 1201 - Eugênio de Mello, São José dos Campos - SP, 12247-014
joaogabriel.ulian@hotmail.com

Maria José Pinto

Instituto de Estudos Avançados
Trevo Cel. José A. A. do Amarante - 01 - Putim, São José dos Campos - SP, 12228-001
maju@ieav.cta.br

Felipe Leonardo Lobo Medeiros

Instituto de Estudos Avançados
Trevo Cel. José A. A. do Amarante - 01 - Putim, São José dos Campos - SP, 12228-001
felipe@ieav.cta.br

RESUMO

Pesquisas têm sido desenvolvidas buscando a total autonomia de Veículos Aéreos Não Tripulados (VANTs). A navegação autônoma, com estimação de posição baseada no reconhecimento automático de marcos presentes no solo, é um exemplo dessas pesquisas. A seleção de marcos e o planejamento de rotas são processos que vêm sendo realizados manualmente. Através da aplicação de técnicas de Pesquisa Operacional, este trabalho visa o planejamento de rotas eficientes, que passam sobre os marcos mais significativos de um conjunto de marcos identificados pelo uso de técnicas de processamento de imagens. O problema foi modelado matematicamente como multiobjetivo e uma instância desse problema, com dados obtidos de um voo real de um VANT, foi utilizada como o estudo de caso deste trabalho.

PALAVRAS CHAVE. Problema de roteamento. Identificação de marcos. VANT.

ADM – Apoio à Decisão Multicritério

ABSTRACT

Researches have been developed aiming a complete autonomy of Unmanned Aerial Vehicles (UAVs). The autonomous navigation with position estimation based on the automatic recognition of landmarks on the ground, is an example of those researches. The processes of landmarks selection and path planning have been performed manually. Through the application of Operational Research techniques, this work aims the planning of efficient paths passing over the most significant landmarks of a set of landmarks identified by the use of image processing techniques. The problem was mathematically modeled as multiobjective and one instance of this problem, with data obtained from a real UAV flight, was used as the case study of this work.

KEYWORDS. Routing problem. Landmarks identification. UAV.

ADM – Multiple criteria decision support



1. Introdução

Veículo Aéreo Não Tripulado (VANT) é um termo genérico que identifica uma aeronave que pode voar sem tripulação, normalmente projetada para operar em cenários onde a operação humana é desnecessária, repetitiva ou perigosa [Furtado et al., 2008]. Nos últimos anos, pesquisas têm sido realizadas buscando aumentar a autonomia de VANTs, de forma a transferir o processo de tomada de decisão de operadores desses veículos para sistemas computacionais embarcados nos mesmos. Dentre essas pesquisas está o uso de informações extraídas de imagens obtidas por VANTs para navegação autônoma.

Essa tarefa não é trivial e algumas propostas têm sido apresentadas [Cruz et al., 2013], destacando-se entre elas, a navegação com identificação de marcos presentes no solo. Até o momento, a identificação dos marcos e a navegação têm sido feitas manualmente por operadores em solo [Silva Filho et al., 2014], não garantindo serem os marcos ideais para determinados algoritmos e nem a rota planejada eficiente para uma determinada missão. Esse problema foi identificado dentro do projeto PITER (Processamento de Imagens em Tempo Real) da Força Aérea Brasileira (FAB).

Dessa forma, este trabalho propõe uma modelagem matemática para o planejamento de rotas de navegação eficientes para VANTs, dada a identificação prévia de marcos presentes no solo, os quais serão selecionados previamente de forma automática por algoritmos de processamento de imagens e visão computacional com uso das técnicas apresentadas em [Silva Filho et al., 2014] em uso dentro do projeto PITER. O planejamento de rotas de navegação consiste em um problema clássico da Pesquisa Operacional, denominado problema de roteamento que, de maneira geral, busca gerar rotas eficientes para uma ou mais entidades de forma a atender um determinado objetivo como, por exemplo, minimizar o custo total da rota. Dentre as diversas aplicações desse problema podemos citar: serviços emergenciais, rotas de aeronaves, etc [Goldbarg e Luna, 2000].

No problema de roteamento específico para geração de rotas para VANTs, dentro do contexto descrito, a rota será feita entre dois pontos de controle (início e fim da rota) passando pelos marcos presentes no solo. A seleção desses marcos é feita através de algoritmos de processamento de imagens, sendo possível obter informações de posição e de relevância dos mesmos. Esses marcos possuirão, além de sua posicionamento/localização (latitude e longitude), valores (pesos) associados que representarão os marcos mais representativos para o algoritmo de visão computacional apresentado por [Silva Filho et al., 2014]. Assim, a otimização da rota se dará pelo menor caminho possível passando pelos pontos mais relevantes. Além disso, serão levadas em consideração as características do VANT como, por exemplo, autonomia, velocidade e ângulo de abertura da câmera.

2. Metodologia

Como o objetivo do problema é gerar uma rota pelo menor caminho possível e passando pelos marcos mais significativos (maior peso), o problema pode ser visto como multiobjetivo considerando o *trade-off* entre a maximização dos pesos e a minimização dos custos (o custo corresponde à distância entre os marcos), além das restrições de fluxo tradicionais do problema do PCM (Problema do Caminho Mínimo), resultando no modelo (1)-(5). Ressalta-se que, neste trabalho, o problema é representado como um problema de grafo, onde os nós representam os marcos e os arcos as ligações (distâncias) entre os marcos.

$$\begin{aligned} \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} \\ \max \sum_{i=1}^n p_i y_i \end{aligned} \quad (1)$$



sujeito a:

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} - \sum_{k=1}^n x_{ki} = \begin{cases} 1, & \text{se } i = b \\ 0, & \text{se } i \neq b \text{ ou } i \neq e \\ -1, & \text{se } i = e \end{cases} \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = \sum_{j=1}^n x_{ji} = y_i, \quad \forall i = 1, \dots, n \quad (3)$$

$$x_{ij} \in [0, 1], \quad \forall i, j = 1, \dots, n \quad (4)$$

$$y_i \in [0, 1], \quad \forall i = 1, \dots, n \quad (5)$$

onde:

n → corresponde ao total de marcos.

b → corresponde ao ponto inicial da rota (nó origem).

e → corresponde ao ponto final da rota (nó destino).

c_{ij} → corresponde ao custo (distância) da aresta (i, j) .

x_{ij} → variável de decisão que indica se o arco (i, j) está na rota ($x_{ij} = 1$) ou não ($x_{ij} = 0$).

y_i → indica se a rota passa pelo marco i ($y_i = 1$).

p_i → peso do marco i .

A restrição (2) garante que a rota saia do nó origem e chegue ao nó destino, passando pelos nós intermediários. As restrições (3) definem as variáveis y , ou seja, se a rota passar pelo arco (i, j) ou pelo arco (j, i) , significará que a rota passou pelo marco i . As restrições (4) e (5) indicam que as variáveis de decisão são binárias.

Em [Deb, 2001] são apresentados vários métodos para tratar problemas multiobjetivos e buscar as soluções de compromisso que compõem a curva de *trade-off*. Dentre os chamados métodos clássicos citados pelo autor, foram abordados neste trabalho:

- Método da soma ponderada: os dois objetivos descritos em (1) são mesclados numa única função objetivo, onde pode-se definir uma ponderação para os mesmos. Essa ponderação pode refletir uma relevância maior entre os objetivos. Neste trabalho, considera-se que os dois objetivos são igualmente relevantes e, como o segundo objetivo é de maximização, o mesmo assume o sinal negativo na minimização da soma ponderada conforme descrito em (6). Desse modo, o Modelo 1 do problema abordado é definido por:

Modelo 1:

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} - \sum_{i=1}^n p_i y_i \quad (6)$$

sujeito a:

restrições (2)-(5)

Por se tratar de uma subtração de duas grandezas muito distintas, ao aplicar o Modelo 1 ao problema, foi necessária uma normalização dos dados, de forma a deixá-los em uma mesma ordem de grandeza. O processo inverso deve ser realizado para utilizar os dados nas restrições.

- Método ϵ -restrito: que consiste em reformular o problema considerando somente um dos objetivos e incluindo o outro como uma restrição do problema, limitado a um valor específico l , o qual é atualizado iterativamente de modo a gerar os valores da curva de *trade-off*. Selecionando inicialmente o objetivo de minimização de distância, o objetivo (7) é definido e a restrição (8) incluída para obter o Modelo 2.



Modelo 2:

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} \quad (7)$$

sujeito a:

restrições (2)-(5)

$$\sum_{i=1}^n p_i y_i \geq l \quad (8)$$

Ainda utilizando o método ϵ -restrito, obtivemos o Modelo 3, onde agora considera-se o objetivo de maximização da ponderação dos marcos como descrito em (9) e o objetivo de minimização da distância é limitado a um valor a como descrito na restrição (10), para gerar os valores da curva de *trade-off*.

Modelo 3:

$$\max \sum_{i=1}^n p_i y_i \quad (9)$$

sujeito a:

restrições (2)-(5)

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} \leq a \quad (10)$$

Após a definição dos modelos simplificados, verificou-se a necessidade de incluir algumas restrições para tornar o modelo mais próximo de uma aplicação real. Dentre elas, a restrição de autonomia do veículo, dada por (11).

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} \leq A \quad (11)$$

onde:

$A \rightarrow$ corresponde à autonomia do veículo.

Além disso, uma nova restrição foi identificada pela equipe do projeto PITER. Essa restrição é imposta pelo sistema de navegação que está sendo pesquisado no projeto. Nesse sistema de navegação, a posição geográfica de um VANT é estimada através da fusão de dados provenientes de um Sistema de Visão Computacional (SVC) e de um Sistema de Navegação Inercial (SNI). O SVC estima a posição do VANT através da detecção de marcos georreferenciados da superfície sobrevoada pelo veículo. Assim, o objetivo do SVC é substituir um receptor de um *Global Navigation Satellite System* (GNSS) como, por exemplo, um *Global Positioning System* (GPS). O SNI estima a posição através de medições obtidas por sensores inerciais do tipo giroscópio e acelerômetro. O intervalo de tempo necessário para o SVC estimar uma posição do VANT é significativamente superior ao tempo de estimação de posição do SNI, isto é, a frequência de estimação do SVC é inferior à frequência de estimação do SNI. Assim, durante um intervalo de tempo significativo, a estimação de posição será realizada apenas pelo SNI. Entretanto, o SNI apresenta um erro de estimação, que é causado pela deriva térmica em seus sensores inerciais [Santana, 2011] e que aumenta com o tempo. Devido a esse fato, o SNI, considerado neste trabalho, apresenta um erro de estimação aceitável dentro de um intervalo máximo de 2 segundos, que é o valor de m correspondente nas restrições (12).

$$x_{ij} \frac{c_{ij}}{v} \leq m, \quad \forall i, j = 1, \dots, n \quad (12)$$



onde:

$v \rightarrow$ corresponde à velocidade do veículo.

$m \rightarrow$ corresponde ao tempo mínimo de reconhecimento entre um marco e outro.

Com a inclusão das restrições (12), o modelo garantirá um tempo mínimo de passagem entre os marcos, ou seja, o VANT só passará pelo arco (i, j) se o tempo de ir de i para j respeitar o tempo mínimo de reconhecimento m , evitando que o VANT se perca.

Incluindo as restrições (11) e (12) aos modelos 1, 2 e 3, obtém-se os modelos 4, 5 e 6, respectivamente, da seguinte forma:

Modelo 4:

função objetivo (6).

s. a.: restrição (2)-(5); (11)-(12).

Modelo 5:

função objetivo: (7).

s. a.: restrição (2)-(5); (8); (11)-(12).

Modelo 6:

função objetivo: (9).

s. a.: restrição (2)-(5); (10); (12).

Definidos os modelos, esses podem ser solucionados através do uso de *solvers* para problemas de otimização, tais como CPLEX, Gurobi e GLPK. Por apresentar uma linguagem bem próxima da modelagem matemática, a ferramenta AMPL [AMPL, 2017] foi escolhida para validação dos modelos, a qual consiste de uma linguagem de modelagem contendo várias bibliotecas de resolução, dentre elas o CPLEX.

3. Resultados

Os testes computacionais foram realizados somente com os modelos 4, 5 e 6, pois os demais modelos não possuem todas as restrições necessárias para uma aplicação real. Para validar os modelos 4-6, foi utilizada uma instância do problema (estudo de caso) com 1002 marcos ($n = 1002$), obtidos pelo algoritmo de processamento de imagem apresentado em [Silva Filho et al., 2014]. Essa instância foi extraída de um voo realizado por um VANT do projeto PITER, em São José dos Campos-SP. Foram utilizados como dados de entrada: as posições de latitude e longitude de cada marco; a velocidade do VANT de 2,5 metros por segundo; sua autonomia de 10 minutos; a altura de voo de 80 metros; o ângulo de abertura da câmera de 60° ; e, o tempo mínimo de reconhecimento entre um marco e outro de 2 segundos.

Para utilizar os dados de posição dos marcos, cabe ressaltar que, em uma situação real, o reconhecimento não ocorre somente quando o VANT estiver exatamente em cima do marco como, a princípio, poderia ser considerado nos modelos. Pois a câmera utilizada para o reconhecimento possui um determinado ângulo de abertura, o que permite que o reconhecimento seja efetuado a certa distância do marco. Assim, especificando-se α como o ângulo de abertura da câmera, d como o raio de captação da câmera e h como a altura de voo do VANT, uma aproximação inicial simplificada para essa distância é definida por:

$$d = \frac{tg(\frac{\alpha}{2})}{h} \quad (13)$$

Na prática, deve-se subtrair $2d$ da distância euclidiana entre os marcos, além ser necessário um fator para converter um grau de latitude em metros. Dessa modo, os valores de distância



entre os marcos podem ser efetivamente definidos por:

$$c_{ij} = (\sqrt{(lat_i - lat_j)^2 + (long_i - long_j)^2})f - 2d \quad (14)$$

onde:

$(lat_i, long_i) \rightarrow$ corresponde às coordenadas de latitude e longitude do nó i .

$(lat_j, long_j) \rightarrow$ corresponde às coordenadas de latitude e longitude do nó j .

$f \rightarrow$ corresponde ao fator para converter um grau das coordenadas geográficas para metros.

A solução (rota) obtida pelo Modelo 4 com os dados normalizados passa por 179 marcos, possui uma distância total de 2.639,7 metros, soma dos pesos de 51.258 e tempo total de navegação pela rota igual a 599,991 segundos. A falta de fatores limitantes fez com que a solução gerada passasse por um número elevado de nós e uma distância total bem próxima da permitida pela autonomia.

A Figura 1 apresenta a curva de *trade-off* entre a soma dos pesos e a distância total, obtida pelo Modelo 5. A curva foi gerada variando l de 17.000 até 40.000. Utilizou-se o l começando de 17.000, pois observou-se que para valores menores as soluções não variavam. Em trabalhos futuros, serão realizados mais iterações variando l afim de obter uma curva de Pareto mais característica. As soluções dominadas foram retiradas do conjunto de soluções antes da plotagem da curva. Como já é característico da curva de *trade-off*, qualquer solução contida na curva é considerada solução do problema.

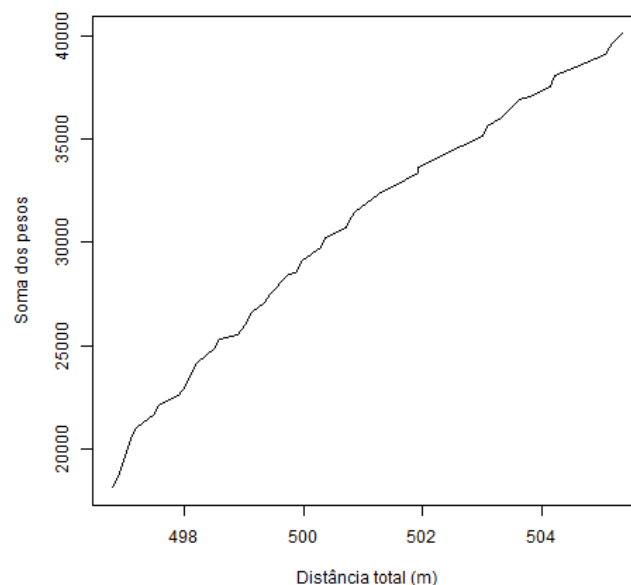


Figura 1: Curva de *trade-off* gerada pelo Modelo 5

A Figura 2 apresenta a curva de *trade-off* entre a soma dos pesos e a distância total, obtida pelo Modelo 6. Utilizou-se a restrição (10) da seguinte forma:

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{c_{ij}}{v} x_{ij} \leq a_s \quad (15)$$

de modo a usar o valor de a_s em segundos, pois a autonomia total do VANT foi dada na forma temporal. A curva foi gerada variando a_s de 200 segundos até o valor da autonomia total (600 segundos). Para $a_s \leq 200$ o modelo fica ineficaz.

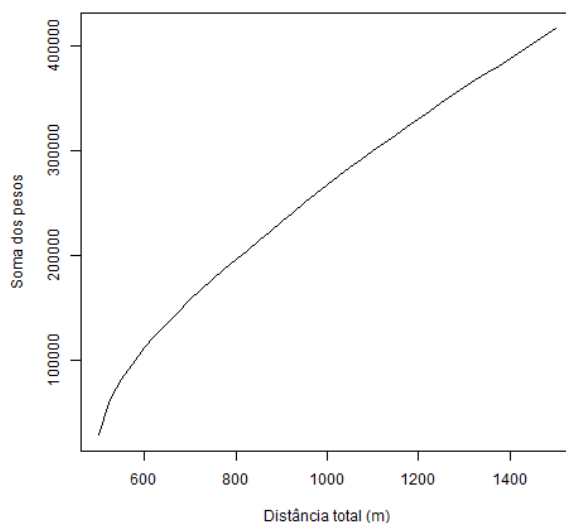


Figura 2: Curva de *trade-off* gerada pelo modelo 6

Utilizando uma solução do conjunto de soluções do Modelo 5, apresentado na Figura 1, e a ferramenta Google Earth [Earth, 2017], plotou-se as coordenadas dos marcos presentes na rota gerada pela solução. A Figura 3 mostra os marcos da rota representados como pinos e a rota representada pela linha gerada entre os pontos. A solução utilizada possui distância total de 496,804 metros, soma dos pesos de 18.160 e tempo total para realizar a rota de 198,722 segundos. A solução obtida foi considerada factível pela equipe do projeto, quando comparada com uma situação real, portanto, podendo ser utilizada na prática.



Figura 3: Representação no Google Earth de uma das soluções do Modelo 5

Analisando os resultados obtidos, percebe-se que as soluções apresentadas são factíveis em uma situação real e a utilização de cada modelo dependerá da missão do VANT. O Modelo 4 gera uma única solução, não necessitando da análise de um operador, mas essa solução poderia ser otimizada. As soluções dos Modelos 5 e 6 podem gerar resultados mais satisfatórios no sentido econômico, dado que a rota pode ser executada em menos tempo.



4. Conclusão

Neste trabalho, foram apresentados modelos matemáticos que representam um cenário, identificado dentro do projeto PITER, no contexto de planejamento de rotas para VANTs, que utilizam marcros presentes no solo para se localizar e realizar a rota de forma eficiente. Os marcros são identificados através de técnicas de processamento de imagem, que ponderam esses marcros de acordo com a facilidade de reconhecimento.

Os modelos apresentados têm como objetivo gerar uma rota otimizada passando pelos marcros mais significativos. Foram incluídas restrições de autonomia, considerados os erros de precisão do sistema de navegação e o raio de captação da câmera com intuito de aumentar o grau de precisão do modelo. A automatização desse processo auxilia no processo de tomada de decisão relacionado à otimização da rota realizada pelo VANT.

A implementação computacional foi feita utilizando a linguagem de programação AMPL, por se aproximar da linguagem matemática e utilizou-se o CPLEX como *solver*.

Para validar o modelo, foi utilizada uma instância obtida pelo algoritmo de processamento de imagem [Silva Filho et al., 2014] de um voo real realizado pelo projeto PITER em São José dos Campos. Nos modelos 5 e 6, gerou-se as curvas de *trade-off* das soluções obtidas e utilizou-se a ferramenta Google Earth para ilustrar a rota de uma das soluções. A solução gerada resultou em uma solução factível para o problema.

Em trabalhos futuros, pretende-se estudar e implementar métodos heurísticos para a resolução do problema. Isso será essencial para aplicação em situações reais, dado que pode ser necessário um elevado tempo computacional para obter a solução através dos modelos apresentados. Além disso, pretende-se considerar uma restrição mais precisa para o raio de captação da câmera, podendo considerar o foco, a resolução, entre outros.

Referências

- AMPL (2017). Streamlined modeling for real optimization. www.ampl.com. Acessado: abril/2017.
- Cruz, J. E. C., Shiguemori, E. H., e Guimaraes, L. N. F. (2013). Comparação entre hog+svm e haar-like em cascata para a detecção de campos de futebol em imagens aéreas e orbitais. In *Anais do XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, São José dos Campos: INPE. XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto.
- Deb, K. (2001). *Multi-objective Optimization using Evolutionary Algorithms*. John Wiley & Sons, Chichester.
- Earth, G. (2017). Tenha as informações geográficas do mundo na ponta dos dedos. www.google.com/earth. Acessado: abril/2017.
- Furtado, V., Gimenes, R. A. V., Júnior, J., e Júnior, R. A. (2008). Aspectos de segurança na integração de veículos aéreos não tripulados (vant) no espaço aéreo brasileiro. Rio de Janeiro, RJ. VII Simpósio de Transporte Aéreo (SITRAER).
- Goldbarg, M. C. e Luna, H. P. L. (2000). *Otimização Combinatória e Programação Linear: Modelos e Algoritmos*. Campus, Rio de Janeiro.
- Santana, D. D. S. (2011). Navegação terrestre usando unidade de medição inercial de baixo desempenho e fusão sensorial com filtro de kalman adaptativo suavizado. Tese de doutorado do curso de engenharia de controle e automação mecânica, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.
- Silva Filho, P. F. F., SaoTome, M. R. O., e Shiguemori, E. H. (2014). Fuzzy-based automatic landmark recognition in aerial images using orb for aerial auto-localization. Las Vegas, USA. 10^o International Symposium on Visual Computing.