

ODOMETRIA VISUAL PARA NAVEGAÇÃO AUTÔNOMA DE VANT

José R. G. Braga¹ - jgarciabraga@gmail.com Elcio H. Shiguemori² - elcio@ieav.cta.br Haroldo F. Campos Velho¹ - haroldo.camposvelho@inpe.br ¹Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), Av. dos Astronautas, 12227-010 São José dos Campos (SP), Brazil, ²Instituto de Estudos Avançados (IEAv), Departamento de Ciência e Tecnologia Espacial (DCTA), Trevo Coronel Aviador José Alberto Albano do Amarante, 1 – Putim, 12228-001 São José dos Campos (SP), Brazil

Abstract. O emprego de Veículo Aéreo Não Tripulado (VANT) apresenta um enorme crescimento, com muitas e diversas aplicações, tais como: monitoramento ecológico, agricultura de precisão, operaçõs de busca e resgate e em projetos de engenharia, para citar alguns poucos exemplos. Um objetivo importante é realizar navegação autônoma do VANT. Há várias estratégias para desenvolver um sistema autônomo de voo, entre eles, o uso de sensor inercial e sinal de um sistema de navegação por satélites (GNSS: General Navigation Satellite System), visão computacional e odometria visual. O último método é o foco do presente artigo. A odometria visual (OV) é aplicada e testada em voo de VANT modelo helicóptero RMAX (Yamaha Motor Company). Para implementar o m etodo de posicionamento por OV, os sistemas SURF (Speeded Up Robust Features) e RANSAC (RANdom SAmple Consensus) foram empregados como sistema descritor dos pontos de interesse e sistema de pós-processamento para remoção dos falsos pontos de conrrespondência, respectivamente. O método da odometria visual apresenta um erro cumulativo, mas no teste realizado, o erro máximo de posicionamento registrado do VANT ficou abaixo de 10 m, que é aceitável nas aplicações de nosso interesse.

Keywords: Veículo Aéreo Não Tripulado (VANT), odometria visual, navegação autônoma

1. INTRODUÇÃO

A tecnologia de Veículo Aéreo Não Tripulado (VANT) está em rápido crescimento. O baixo custo e aplicações em diversas atividades explicam o interesse e expansão da tecnologia. Algumas aplicações incluem agricultura de precisão precision agriculture

Para navegação autônoma de VANTS, uma abordagem padrão é o uso de sistema de navegação inercial (INS: *Inertial Navigation System*) associado ao sinal de uma sistema global de navegação por satélites (GNSS: *Global Navigation Satellite System*). Entretanto, o sinal de GNSS pode falhar. Em particular, sobre a América do Sul, que é uma zona de influência da anomalia geo-

magnética do Atlântico Sul (Cardoso, 1982), onde a radiação do cinturão de Van Allen torna-se mais próxima à superfície da Terra. Assim, torna-se importante desenvolver uma estratégia de navegação autônoma que não faça uso do sinal de sistemas de GNSS, principamente para missões críticas.

Uma abordagem baseada em processamento de imagens para determinar o posicionamento do VANT é a *odometria visual*, que é o tema deste artigo. A odometria visual é uma técnica bastante estável para estimar a posição do VANT, mas apresenta erro de deriva (Nister et al., 2004; Scaramuzza and Friedrich, 2011). A odometria visual monocular tem sido aplicada em diversas pesquisas para a estimação do movimento (ou trajetória) de VANTs (Conte and Doherty, 2008). Vários algorítmos foram desenvolvidos para identificar pontos de interesse entre 2 imagens consecutivas, que permitem identicar o movimento da aeronave. Neste trabalho, a algoritmo SURF (Speeded-Up Robust Features) (Bay et al., 2008) foi empregado. Entretanto, vários pontos de correspondência são falsamente identificados. O código RANSAC (RANdom SAmple Consensus) (Fischler and Bolles, 1987) foi aplicado para remover falsos pontos de correspondência.

A metodologia foi testada em voo de VANT modelo helicóptero RMAX (Yamaha Motor Company). O voo de teste cobriu um perímetro de 1 km, com uma altitude de 60 m e uma velocidade média de 3 m/s. As imagens do VANT foram obtidas com freqüência de 25 Hz.

2. ODOMETRIA VISUAL

Como mencionado anteriormente, o uso de sinal de sistema GNSS pode falhar em determinados cenários. Este tipo de problema tem motivado a investigação de diferentes estratégias de sistemas de navegação autônoma. A estratégia de odometria visual será descrita e aplicada para navegação autônoma de VANTs.

Odometria Visual (OV) é uma técnica para estimar a posição e orientação de um veículo por processamento de detecção de variações em imagens causadas pelo movimento do veículo (Nister et al., 2004; Scaramuzza and Friedrich, 2011) usando um único sensor (OV monocular) ou dois ou múltiplos sensores (OV stereo). Contudo, dependendo se a distância da cena é muito maior do que a distância entre os sensores, a OV stereo degenera-se em OV monocular. Desta forma, somente será descrita a técnica de OV monocular.

O princípio básico da OV é detectar pontos de interesse da imagem e extrair a estrutura de dados que os descreve. A estrutura de dados deve permitir identificar estes pontos em diferentes imagens. Do casamento dos pontos de interesse, com o uso de estrutura de dados, é possível estimar o movimento da aeronave (Nister et al., 2004). A Figura 1 exibe o algorítmo da OV monocular.

A seqüência de passos necessária para executar a odometria visual é mostrada abaixo:

- 1. Seqüência de imagens,
- 2. Detecção de pontos,
- 3. Casamento entre os pontos,
- 4. Movimento.

Para a operação de *Seqüência de Imagens*, as duas imagens capturadas pelo sensor são armazenadas: a primeira imagem registrada no instante $t - \Delta t$ e a segunda no instante t. O valor



Figure 1- Monocular VO algorithm.

de Δt é um parâmetro livre no algorítmo, mas deve ser selecionado de tal forma a mostrar a maior parte da cena nas duas imagens.

A operação de *Detecção de Pontos* identifica os pontos de interesse em ambas as imagens. Para cada ponto, o vetor de atributos (estrutura de dados) é construído para identificá-lo, esta operação é conhecida como *descritor*. Um dos descritores de maior sucesso é o SURF (Bay et al, 2008).

A operação de *Casamento entre Pontos* realiza a identificação dos mesmos pontos de interesse nas duas imagens usando o vetor de atributos. O casamento é feito através de uma métrica de similaridade, por exemplo, a distância euclidiana.

O último item do algorítmo de OV monocular é a estimação de *Movimento*, que determina o movimento do veículo usando pares de pontos de interesse correspondentes. O algorítmo de oito pontos é frequentemente aplicado para estimação de movimento. Este algorítmo pode ser

descrito pelo cálculo da matriz fundamental F:

$$(x')^T F x = 0. (1)$$

A principal propriedade da matriz fundamental F é a condição de correspondencia: para um conjunto de oito pontos correspondentes $x \leftrightarrow x'$. Há somente uma matriz F satisfazendo a Eq. 1. O algorítimo de oito pontos determina a matriz fundamental e usa a decomposição de valores singulare (SVD: *Singular Value Decomposition*) para identificar o movimento da aeronave, representada pela matriz de rotação e do vetor de translação:

$$SVD(F) = K^T \cdot R[t]_x \cdot K^{-1}$$
(2)

onde K é a matriz de parâmetros intrínsecos do sensor associado à aeronave, R é a matriz de rotação e $[t]_x$ é a representação do vetor de translação.

3. RESULTADOS PARA O TESTE DE VOO

Como citado, as imagens do VANT foram obtidas com o helicópter RMAX, que foi usado para testes na Universidade de Linköpin – ver Figura 2. O VANT fez um voo de teste de aproximadamente de 1 km a cerca de 60 m de altitude, com velocidade média de 3 ms⁻¹. A câmera do VANT capturou imagens na direção do Nadir com freqüência de 25 Hz. A resolução das imagens da câmera do VANT é de s 0,12 m/pixel com total de 288 × 360 pixels, e cada pixel corresponde a uma área de ~ 1540 m². Durante a trajetória de teste foram obtidas 1443 imagens (pontos).



Figure 2- Helicóptero RMAX Yamaha.

O filtro As imagens passam por um processo de eliminação do ruídos pela aplicação do filtro da mediana. Como destacado por Conte e Doherty (2008) e Dong e Barfoot (2014), ruídos podem atrapalhar o processo de detecção e descrição dos pontos de interesse e o filtro da mediana é o indicado para este objetivo.

Para executar o processo de odometria visual, o algorítmo SURF (Bay et al., 2008) foi usado para identificar os pontos de interesse nas imagens capturadas pelo VANT e o sistema the RANSAC (Fischler and Bolles, 1987) foi aplicado para remover os falsos pontos correspondentes. O descritor SURF detectou, em média, 51 pares de pontos de interesse correspondentes em todos os pares de imagens subsequentes da trajetória. A avaliação do posicionamento do VANT é analisada pelas métricas adotadas por Conte e Doherty (2008) e Braga e co-autores (2016) em comparação com o posicionamento com GPS (*Global Positiomning System*), que é o sistema GNSS desenvolvido pelo exército dos Estados Unidos da América. Três métricas são empregadas: o erro de bom casamento (EGM: *Error Good Matching*), o desvio padrão do bom casamento (SDGM: *Standard Deviation Good Matching*) e o bom casamento (GM: *Good Matching*). O EGM é a distância euclidiana entre a posição do VANT e aquela obtida com OV monocular. Se o EGM é maior do que 5 m, a estimativa **não é** classificada como um EGM, e é considerada um EGM – caso contrário. A métrica SDGM avalia a estabilidade do método e está relacionada com o desvio padrão do erro de posicionamento do VANT considerando-se os últimos 30 resultos da estimação. Se o desvio padrão do erro é maior do que 2 m, a estimativa **não é** considerada estável e a posição é classificada como uma SDGM. Se a posição estimada é classificada como EGM **e** SDGM, a posição é uma GM.

A Figura 3 exibe a trajetória do VANT. A trajetória em vermelho representa o voo real do VANT, com o empredo do sinal de GNSS da aeronave. Em azul, é apresentada a trajetória do VANT estimada pelo algoritmo de odometria visual monocular apresentado. O ponto de partida do VANT é a posição (0,0) do sistemas de coordenadas e o ponto de chegada é a posição (40, 80) do sistemas de coordenadas.



Figure 3- Imagem de satélite com a região sobrevoada pelo helióptero autônomo RMAX e sua trajetória marcada em vermelho. Em azul, está representada a trajetória estimada pelo algorítmo de odometria visual monocular.

O erro de estimação de trajetória em função do tempo, ou seja, em cada um dos 1443 pontos de avaliação – ver Figura 4. A linha tracejada em vermelho representa um erro igual a 5 metros, pontos abaixo dessa linha são classificados como EGM. Neste experimento, 667 pontos foram classificados com EGM. Devido a estabilidade da odometria visual monocular 1413 pontos foram classificados como SDGM, ou seja, todos pontos possíveis da trajetória foram classificados como SDGM, lembrando que a métrica SDGM utiliza uma janela das últimas 30 estimaçõess, assim, o primeiro ponto da trajetória que pode ser avaliado como SDGM é o ponto 30. No experimento, o número de pontos classificados como GM é igual 637.



Figure 4- Erro de estimação da trajetória obtida pelo algoritmo de odometria visual monocular.

4. CONCLUSÕES

Considerando o conjunto de dados do experimento, a análise dos resultados obtidos evidenciam que o método de odometria visual monocular pode ser aplicado para estimar a trajetória do VANT utilizando imagens capturadas por uma câmera de vídeo. O resultado demonstra o que as pesquisas realizadas por Nister e co-autores (2004) e Scaramuzza-Friedrich (2011) estão corretas sobre o erro de deriva presente na odometria visual e sobre o método ser estável na estimativa de trajetória.

Apesar do erro de deriva, 46.2% dos pontos de avaliação foram classificados com EGM, ou seja, obtiveram um erro inferior a 5 metros e 72%0 (1038 pontos) obtiveram um erro inferior ao erro do GNSS da aeronave (10 metros). Além disso, o algoritmo SURF, para todos os pares de imagens do conjunto de dados, detectou e fez a correspondência de no mínimo 8 pares de ponto de interesse, o que permite a estimara trajetória por odometria visual em todo seu percurso. Desta forma, a o esquema de odometria visual monocular estima a trajetória do VANT de forma satisfatória.

O erro de deriva presente nos resultados com odometria visual monocular pode tornar o método inseguro para trajetórias longas. Desta forma, a utilização de outro método para estimar trajetória juntamente com a odometria visual monocular pode ser mais adequado.

Acknowledgements

Os autores agradecem a CAPES, CNPq, e FAPESP, agências brasileiras de suporte à pesquisa o apoio recebido. O autor J. R. G. Braga agradece ao prof. Patrick Doherty da Universidade de Linköpin (Suécia) e a seu grupo de pesquisa a boa acolhida durante seu estágio de pesquisa por um ano com suporte financeiro da CAPES.

REFERENCES

- [1] Bay, H. Ess, A., Tuytelaars, T. Gool, L. V. (2008), Speeded-up robust features (SURF). *Computer Vision and Image Understanding*, 110:346–359, 2008.
- [2] Braga, J. R. G. (2018), "Navegação Autônoma de VANT por Imagens LiDAR", Tese de doutorado, Computação Aplicada, INPE.
- [3] Braga, J. R. G., Campos Velho, H. F., Conte, G., Doherty, P., Shiguemori, E. H. (2016), An image matching system for autonomous UAV navigation based on neural network. *14th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision* (ICARCV), 1–6.
- [4] Cardoso, A. H. (1982), Análise de alguns parâmetros ionosféricos na anomalia geomagnética do Atlântico Sul mediante nndas "VLF". *Revista Brasileira de Física*, 12:229–246.
 [5] Chamoso, P., Raveane, W., Parra, V., González, A. (2014), UAVs applied to the counting and
- [5] Chamoso, P., Raveane, W., Parra, V., González, A. (2014), UAVs applied to the counting and monitoring of animals. *Ambient Intelligence-Software and Applications* (Eds: Ramos C., Novais P., Nihan C., Corchado Rodríguez: Advances in Intelligent Systems and Computing – vol. 291), Springer, 71–80.
- [6] Conte, G. and Doherty, P. (2008), An integrated UAV navigation system based on aerial image matching. *IEEE Aerospace Conference*, 1–10.
- [7] Dong, H. and Barfoot, T. D. (2014), Lighting-invariant visual odometry using lidar intensity imagery and pose interpolation. *Springer Tracts in Advanced Robotics*, 92:327–342.
- [8] Fischler, M. A., Bolles, R. C. (1987), Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Readings in Computer Vision* (Eds.: Fischler, M. A., and Firschein, O.), Morgan Kaufmann, 726–740.
- [9] Gonzalez, R. C., and Woods, R. E. (2017), *Digital Image Processing* (4th Edition), Pearson.
- [10] Messinger, M., Silman, M. (2016), Unmanned aerial vehicles for the assessment and monitoring of environmental contamination: an example from coal ash spills. *Environmental Pollution*, 218:889–894.
 [11] Motlagh, N. H., Bagaa, M., Taleb, T. (2017), UAV-based IOT platform: a crowd surveillance use
- [11] Motlagh, N. H., Bagaa, M., Taleb, T. (2017), UAV-based IOT platform: a crowd surveillance use case. *IEEE Communications Magazine*, 55:128–134.
- [12] Naranjo, J. E., Clavijo, M., Jimeénez, F., Goómez, O., Rivera, J. L., Anguita, M. (2016), Autonomous vehicle for surveillance missions in off-road environment. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium* (IV), 98–103.
- [13] Nishar, A., Richards, S., Breen, D., Robertson, J., Breen, B. (2016), Thermal infra- red imaging of geothermal environments and by an unmanned aerial vehicle (UAV): a case study of the wairakei–tauhara geothermal field, Taupo, New Zealand. *Renewable Energy*, 86:1256–1264.
- [14] Nister, D., Naroditsky, O., Bergen, J. (2004), Visual odometry. *IEEE Computer Society Conference* on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), [s.n.].
- [15] Psirofonia P., Samaritakis V., Eliopoulos P., Potamitis I. (2017), Use of Unmanned Aerial Vehicles for Agricultural Applications with Emphasis on Crop Protection: Three Novel Case-studies. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 5:30-39.
- [16] Scaramuzza, D., Friedrich, F. (2011), Visual odometry part I: The first 30 years and fundamentals. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 18:80–92.