

# REMOÇÃO DINÂMICA DE PLANO DE FUNDO EM IMAGENS AÉREAS EM MOVIMENTO

MILENA F. PINTO\*, AURELIO G. MELO\*, CRISTINA URDIALES†, ANDRE L. M. MARCATO\*,

*\*Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica  
Universidade Federal de Juiz de fora  
Juiz de Fora, Minas Gerais, Brasil  
†Cristina Urdiales*

*Departamento de Tecnología Electrónica  
Universidad de Málaga  
Málaga, Andalucía, Espanha*

E-MAILS: MILENA.FARIA@ENGENHARIA.UFJF.BR, AURELIOKTA@GMAIL.COM, ACURDIALES@UMA.ES,  
ANDRE.MARCATO@UFJF.EDU.BR

**Abstract**— In the last years, there has been an increase in the use of unmanned aerial vehicles (UAVs) in video surveillance applications due to reduced risks to human life. In autonomous systems, algorithms are used for extracting important information from images and other sensor in order to reach the goals of the task. The performance of such algorithms can be related to the amount of data necessary to process each image. Thus, the background subtraction technique is used to reduce the amount of data in each image. This approach removes the foreground of an image, leaving only the regions of interest. Most works that perform background removal in areal images assumes scenarios with a static background. As a result, tracking failure often occurs in complex scenarios. To overcome this issue, this work proposes a methodology to determine the image movement and to correct the foreground data position to allow background removal of moving cameras. The technique presented in this work obtained a background removal higher than 60% in the experimentation scenarios while maintaining low computational cost using few memory resources.

**Keywords**—Dynamic Image, Gaussian Mixture, Background Subtraction, UAV.

**Resumo**— Nos últimos anos, houve um crescimento na utilização de veículos aéreos não tripulados (VANTs) em tarefas de vídeo vigilância devido à redução de riscos à vida humana. Em sistemas autônomos complexos, algoritmos são utilizados para extração de informações importantes das imagens e outros sensores de maneira a atingir seus objetivos. O desempenho da execução destes algoritmos está relacionado à quantidade de dados contidas nas imagens a serem processadas. Nesse sentido, a técnica de remoção de fundo é usada para reduzir a quantidade de dados em cada imagem, aumentando a capacidade do sistema para atender aos requisitos de tempo real. Grande parte dos trabalhos relacionados com remoção de fundo pressupõem cenários estáticos. Como resultado, estes algoritmos possuem dificuldade de operação em cenários dinâmicos. Portanto, este trabalho propõe uma metodologia para determinar o movimento da imagem e corrigir a posição dos dados de primeiro plano para permitir a remoção de fundo em imagens dinâmicas. A técnica proposta obteve uma remoção de plano fundo superior a 60% nos cenários de teste e manteve um baixo custo computacional utilizando pouco recurso de memória.

**Palavras-chave**—Imagem Dinâmica, Mistura de Gaussianas, Subtração de Fundo, VANT.

## 1 Introdução

As aplicações de vigilância comercial muitas vezes utilizam várias câmeras fixas e agentes humanos para patrulhamento de grandes áreas. A combinação das vantagens desses dois elementos, ou seja, a capacidade de gravação das câmeras e a flexibilidade de locomoção dos seres humanos trazem grandes benefícios ao processo de vigilância. Contudo, os agentes humanos são frequentemente sujeitos tanto à fadiga quanto à sonolência, reduzindo efetivamente sua eficiência. Uma solução flexível, que também possui capacidade de patrulhamento através de uma área pré-definida com grande flexibilidade, é apresentada pelo uso de Veículos Aéreos não Tripulados (VANTs) para melhorar a eficiência da vigilância e reduzir o risco aos agentes humanos. Os VANTs também se apresentam como uma oportunidade extraordinária para monitoramento de atividades criminosas, especialmente em áreas de difícil acesso (Sustainablesecurity, 2017).

Para permitir que os VANTs sejam capazes de compreender os ambientes de uma forma similar à realizada por seres humanos, é necessário a inserção de algoritmos de visão computacional nos mesmos. O reconhecimento das atividades humanas é uma das aplicações mais promissoras da visão computacional, especialmente no desenvolvimento de algoritmos para rastreamento dos movimentos humanos e reconhecimento das suas ações a partir de vídeos (Qian, 2010). As etapas necessárias nesse processo incluem aquisição, processamento e análise das imagens. Além disso, é necessário o uso de métodos de pré-processamento capazes de eliminar partes irrelevantes dos dados provenientes das imagens capturadas permitindo que apenas as partes relevantes sejam processadas, tornando viável a aplicação destes métodos em sistemas embarcados em tempo real.

Dentre os métodos para otimização de processamento, a remoção de fundo apresenta-se como uma alternativa simples para reduzir substancialmente a quantidade de dados a serem processados pelos algoritmos de visão computacional. A remoção de fundo,

conhecida também como subtração de fundo, é uma técnica utilizada amplamente para detecção de objetos em movimento presentes em vídeos. Nesta abordagem, o primeiro plano de uma imagem é removido permanecendo somente as regiões de interesse, ou seja, a remoção do fundo consiste em subtrair a imagem atual de uma imagem utilizada como referência, capturando então os objetos de uma cena.

Vários métodos foram propostos na literatura para estimar efetivamente o modelo de fundo de uma sequência temporal de janelas, entre os quais citam-se Filtro de Kalman (Tah, 2017), Filtro de Média (Yao, 2017), Mistura de Gaussianas também conhecido como MoG (do inglês *Mixture of Gaussians*) e proposto por (Raghuathan, 2017), entre outros. Neste trabalho, será utilizado o método MoG para a função de subtração de fundo devido aos parâmetros do modelo serem atualizados de forma adaptativa sem a necessidade de um grande armazenamento de *frames* de vídeo. Além do mais, o mesmo tem a habilidade de lidar com distribuições de fundo multimodais.

O método MoG original, bem como os outros métodos citados, foi desenvolvido para utilização em ambientes com câmeras estáticas. Assim, para a utilização em imagens aéreas ou em outros ambientes onde as câmeras estejam em movimento, é necessário a utilização de técnicas auxiliares devido às mutações do plano de fundo causadas pelo movimento da câmera. Como exemplo citam-se as rotações, translações e as mudanças de escalas causadas pelo deslocamento do VANT.

Além do movimento do plano de fundo, outros fatores dinâmicos podem ocorrer como ruídos, baixo contraste, oclusão, entre outros. A fim de resolver os problemas mencionados, alguns algoritmos foram propostos na literatura. Em (Ali, 2006) é proposto um algoritmo para a detecção de objetos móveis, onde inicialmente o sistema estabiliza a imagem e depois realiza a diferença de janelas para rastrear o alvo. Apesar da boa aplicabilidade da proposta, o trabalho apresenta poucas informações, o que dificulta a reprodutibilidade dos resultados. Vários métodos para análise e sumarização de vídeo são apresentados e comparados em (Murugan, 2018). Porém, não são mostrados resultados práticos ou realizadas propostas de implementação. O trabalho proposto por (Aeschliman, 2014) possui um modelo de fundo preciso para detecção de objetos e problemas de sobreposição. No entanto, é necessário o conhecimento dos parâmetros de calibração da câmera e de iteração com o usuário para iniciar o rastreamento de objetos manualmente, o que impossibilita seu uso em sistemas autônomos.

Outros métodos, tal como (Sheikh, 2009), propuseram a formação de modelos tridimensionais para plano de fundo, primeiro plano e objetos. Porém, requerem que tanto o objeto quanto a câmera se movam suficientemente para que sejam apropriadamente detectados. Outros métodos como apresentado em (Haines, 2014), apesar de possuírem bons resultados experimentais, não são capazes de responder bem às mu-

danças de luminosidade e cores da imagem, não permitindo seu uso em imagens aéreas onde existem drásticas variações entre os ambientes.

Para solucionar parte dos problemas mencionados, este trabalho propõe uma metodologia para remoção de fundo em imagens dinâmicas com baixo custo computacional. O método proposto consiste em determinar o movimento realizado por uma câmera, e, através de uma transformação apropriada, alinhar o posicionamento da mesma. A transformação deve ser realizada de modo que o máximo do modelo de plano de fundo seja sobreposto entre duas imagens subsequentes. Como resultado, espera-se que a metodologia permita a remoção do plano de fundo em tempo real com pouco custo computacional.

Este artigo é dividido da seguinte forma. Na Seção 2 é apresentada uma breve revisão do modelo de remoção de fundo utilizado nas etapas iniciais deste trabalho. Posteriormente, na Seção 3, é mostrado a técnica para subtração dinâmica do plano de fundo para imagens aéreas para ser utilizado de forma online e abordo de um VANT. As Seções 4 e 5 detalham a metodologia e os resultados. Por fim, as conclusões são apresentadas na Seção 6.

## 2 Metodologia para Remoção de Plano de Fundo

O modelo de remoção de fundo é uma das partes mais importantes para a operação do algoritmo. Conforme explicado, utilizou-se como base o modelo MoG disponibilizado na biblioteca OpenCV (Goulart, 2018). Neste método, a probabilidade de se observar um determinado valor de pixel  $x$  por meio de uma mistura de gaussianas é dado por (1).

$$F(x) = \sum_{i=1}^k w_i N(x|\mu_i\sigma_i^2) \quad (1)$$

Onde  $k$  é o número de regiões,  $w_i$  são os pesos tal que  $\sum_{i=1}^k w_i = 1$ ,  $\mu_i$  é a média e  $\sigma_i$  é o desvio padrão da classe  $i$ . Já  $N(x|\mu_i\sigma_i^2)$  representa uma combinação linear de funções. O parâmetro  $N$  é dado pela equação (2) para uma única gaussiana cuja a densidade de probabilidades é distribuída por uma função normal dado os valores de média e desvio padrão já definidos.

$$N(\mu_i\sigma_i^2) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-(x-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (2)$$

Além disso, é necessário um critério para fornecer discriminação entre as distribuições de primeiro plano com o plano de fundo. Assim, primeiramente, todas as distribuições são classificadas com base na razão entre a amplitude de pico  $w_i$  e o desvio padrão  $\sigma_i$ . O pressuposto é que quanto maior e mais compacta for a distribuição, mais provável que a mesma pertença ao plano de fundo. Então, as primeiras distribuições  $B$  em ordem de classificação satisfazem (3), sendo  $T$  um limite atribuído.

$$\sum_{i=1}^B w_i > T \quad (3)$$

Em cada tempo de janela  $T$ , dois problemas devem ser resolvidos simultaneamente: (1) Atribuição do novo valor observado  $x$  para a distribuição correspondente; (2) E a estimação dos parâmetros atualizados no modelo. A primeira distribuição gaussiana  $\mathbf{B}$  que excede o limiar  $T$  é retida para uma distribuição de fundo. As outras distribuições são consideradas como distribuições do primeiro plano. Assim, quando uma nova janela surge no tempo  $t + 1$ , um teste de correspondência é feito para cada pixel. A correspondência é determinada para um determinado pixel se a distância Mahalanobis é menor que um determinado limiar  $k$ , tal como mostrado em (4).

$$d_{\text{Mahalanobis}}(x_{t+1}, \mu_{t+1}) = (x_{t+1} - \mu_{t+1})^T \cdot \sum_{i=1}^b w_i \cdot (x_{t+1} - \mu_{t+1})^{0.5} < k \cdot \sigma_{i,t} \quad (4)$$

Usando a distância estabelecida na equação (4) é possível classificar cada pixel  $x$  como correspondente a uma das misturas estabelecidas. O primeiro na ordem de classificação é aceito como uma correspondência para o novo valor observado  $x$ . Além do mais, os parâmetros da equação ( $\mathbf{x}_i, \mu_i, \sigma_i$ ) são atualizados de forma online apenas para a distribuição correspondente usando médias cumulativas simples. Se nenhuma correspondência for encontrada, a última distribuição classificada é substituída por uma nova centrada em  $x$ , com um peso pequeno e uma alta variação.

Uma das características mais relevantes do algoritmo é a relativa tolerância às modificações do plano de fundo. Vale a pena ressaltar que ao decorrer do tempo, diferentes objetos pertencentes ao plano de fundo podem aparecer em uma mesma localização. Isso pode ser explicado pela mudança na geometria da cena. Por vezes, as alterações no objeto em segundo plano não são permanentes e aparecem a uma taxa mais rápida do que a atualização do plano de fundo. Como vantagem, o modelo MoG utilizado neste trabalho é capaz de lidar de forma eficaz com este problema.

### 3 Remoção Dinâmica de Plano de Fundo em Imagens Aéreas

O Modelo MoG trabalha somente com imagens estáticas, o que não é consistente com a realidade dos VANTs. Devido a isso, a fim de adequar as imagens, é necessário a execução de uma correção que posicione as partes que se sobrepõem de cada imagem subsequente a uma imagem inicial. Este movimento corresponde ao executado pelo VANT, ou seja, onde a câmera que captura o vídeo é fixada. Esta correção é mostrada na Figura 1.

Observa-se na Figura 1 que uma pequena parte do plano de fundo presente na primeira imagem não faz parte da segunda. Além disso, percebe-se que outra parte do plano de fundo é introduzida. Ou seja, a transição entre as duas imagens é tal que apenas uma pequena parte da imagem é substituída de cada vez, permitindo que o MoG aprenda o novo plano de fundo e remova a parte sobreposta já conhecida. Em resumo o algoritmo assume que o VANT se move em uma velocidade menor que a taxa de atualização do algoritmo. O processo de correção pode ser simplificado aos passos básicos a seguir:

- Capturar uma imagem inicial e aprender seu plano de fundo;
- Capturar uma segunda imagem e determinar o movimento da mesma em relação a inicial;
- Rotacionar, transladar e/ou deformar a imagem subsequente para correspondência com a posição da câmera na primeira imagem;
- Aplicar o modelo MoG e repetir o processo.

Uma forma eficiente de determinar o movimento da imagem entre janelas subsequentes consiste em determinar pontos de interesse na imagem e rastrear a movimentação dos mesmos. Este processo é conhecido como fluxo óptico e neste trabalho se utilizou o método Lucas-Kanade (Wong, 2017) conforme mostrado nos trabalhos de (Zach, 2007) e (Tao, 2012), e ilustrado na Figura 1.

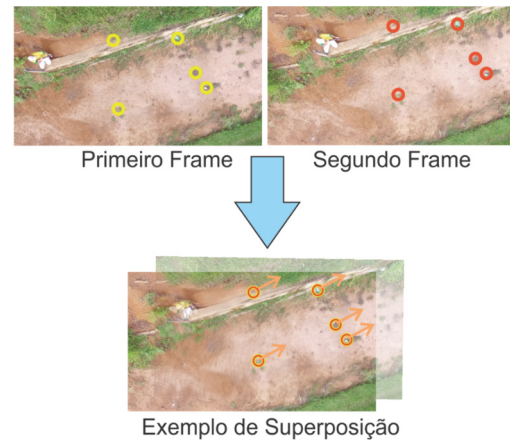


Figura 1. Estimativa do movimento do objeto.

O método de Lucas-Kanade, assume um fluxo constante em torno da região de um determinado pixel considerado e aplica o método de mínimos quadrados para resolver as equações de fluxo óptico dos pixels nessas regiões. Para determinar esse valor entre duas janelas, calcula-se a equação apresentada em (5). As variáveis  $f_x$ ,  $f_y$  e  $f_t$  representam os gradientes da imagem em relação à posição e ao tempo. O pixel é dado por  $I(x, y, t)$ , e,  $u$  e  $v$  são os fluxos ópticos horizontal e vertical, respectivamente. Observe que entre duas janelas consecutivas, as intensidades de pixels não mudam e os pixels vizinhos possuem um movimento semelhante.

$$f_x u + f_y v + f_t = 0 \quad (5)$$

Uma vez que o movimento da imagem é determinado, a etapa de correspondência é realizada através de uma homografia. A homografia faz com que duas imagens sejam posicionadas de maneira que as características extraídas das mesmas correspondam, permitindo assim a remoção do plano de fundo das partes conhecidas. Ressalta-se que apesar da estabilização realizada, novas peças são constantemente adicionadas na imagem na direção do movimento do VANT, criando, portanto, a necessidade de usar uma taxa de aprendizado alta para o plano de fundo constante em cada janela. A taxa de aprendizado deve ser suficiente para que as novas partes sejam aprendidas rapidamente e seu ajuste seja realizado em concordância com a velocidade da aeronave. O fluxograma da estimativa do movimento da janela é mostrado na Figura 2 e o algoritmo simplificado de todo o processo de varredura proposto é apresentado no Algoritmo 1.

O fluxograma apresentado na Figura 2 consiste em uma expansão da explicação realizada anteriormente com intuito de consolidar a metodologia e fornecer um guia para o algoritmo apresentado. Em contrapartida, é possível visualizar a implementação simplificada do método proposto através do Algoritmo 1. Primeiramente, uma imagem é lida e é utilizada para inicialização do algoritmo de remoção de plano de fundo. Uma vez inicializado, a parte iterativa do método se inicia e o passo-a-passo apresentado anteriormente é executado de maneira cíclica.

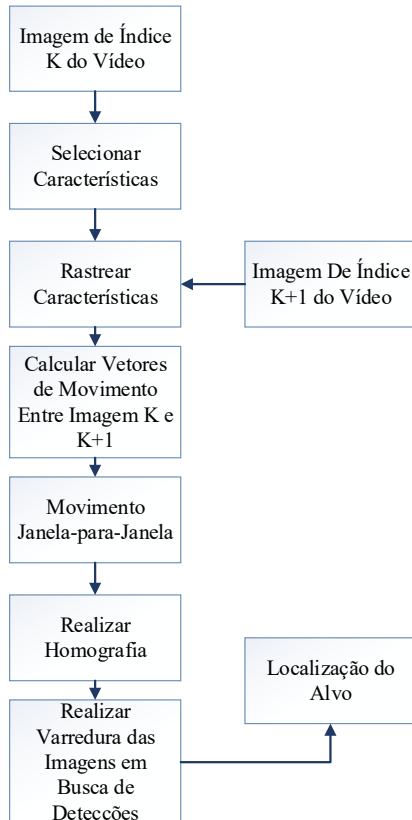


Figura 2. Estimativa do movimento das janelas.

Algoritmo 1. Funcionamento simplificado.

```

1.  Img ← Ler imagem de entrada
2.  iWDTH ← Largura da imagem;
3.  iNGTH ← Comprimento da imagem;
4.  stepW ← iWDTH/nJanelas;
5.  stepL ← iNGTH / nJanelas ;

6.  bg_model ← criaMdIMOG(txAprendizado,numMisturas);
7.  bg_model ← aprendePlanoFundo(bg_model,Img);
8.  caracteristicas ← caracteristicasRastreaveis(Img);

9.  while existiremImagens
9.1. Img ← Ler proxima imagem de entrada;
9.2. fluxo ← calculaFluxoOtico(Img,caracteristicas);
9.3. fluxoFtd ← filtraMovimentoKalman(fluxo);
9.4. ImgCorrigida ← homografia(Img,fluxoFtd);
9.5.
9.6. mascaraPlanoFundo ← calculaPlanoFundo(ImgCorrigida,bg_model);
9.7. mascaraPlanoFundo ← suavizaBordas(mascaraPlanoFundo);
9.8. ImgLimpa ← removeBg(ImgCorrigida,mascaraPlanoFundo);
9.9. bg_model ← aprendePlanoFundo(bg_model,Img);
    //Inicia busca por atores nas janelas específicas
10. while
10.1. i←0; j←0;
10.2. while (i< iWDTH)
10.3. while (j< iNGTH)
10.4. if Ator_próximo(i· stepW, i·stepL, (j+1) ·
    stepW, (j+1)·stepL)
10.5. subIMG = crop (i·trunc(stepW/4), (i+1) ·
    trunc(stepW/4), j· trunc(stepL /4), (j+1) ·trunc(stepL
    /4), img);
10.6. else
10.7. subIMG = crop (i·stepW, (i+1) · stepW,
    j·stepL, (j+1)·stepL, img);
10.8. end
10.9. actorsXY = BOW(subIMG);
10.10. output(actorsXY);
10.11. end
10.12. end
11. end
12. end
  
```

## 4 Metodologia

O VANT utilizado nos experimentos é mostrado na Figura 3. O mesmo possui uma câmera LogiTech Webcam c920, um controlador de voo Pixhawk 2.4.8 de 32 bits com um firmware ArduPilot, um GPS NEO-8M e um computador complementar Intel Atom Z3775 1.46GHz com 2GB de memória. O computador complementar anexado ao VANT é responsável por processar todos os algoritmos de visão computacional e de rastreamento dos objetos.



Figura 3. VANT utilizado nos experimentos.

Para testar o método apresentado neste artigo, foram avaliados nos testes a capacidade de remoção de fundo em duas situações específicas. A primeira situação está relacionada à rotação ocasionada quando o VANT realiza um giro em torno do eixo vertical. A segunda situação é em relação ao movimento de translação observada quando o mesmo se desloca em uma determinada direção. Essas situações são representadas nas Figuras 4 e 5, respectivamente.

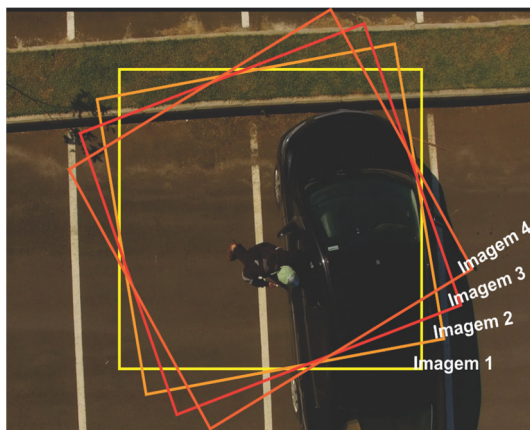


Figura 4. Representação do movimento de rotação da câmera utilizada nos experimentos.



Figura 5. Representação do movimento de translação da câmera utilizada nos experimentos.

Durante os testes, utilizou-se um estabilizador para permitir que a câmera se posicionasse paralelamente ao solo de forma automática durante o movimento do VANT. O mesmo foi mantido em uma posição fixa e apontado totalmente para o solo, ou seja, não foram realizados movimentos de *pan* e *tilt*. Durante os experimentos, o VANT deslocou-se com velocidade constante em uma altura de 8 metros do chão. Selecionou-se esta configuração devido à correspondência com a forma esperada de operações em sistemas de vigilância aérea.

## 5 Resultados e Discussões

Foram utilizadas nas cenas de teste uma pessoa interagindo com um veículo parado em um estacionamento. Portanto, nas imagens sempre existirão dois

objetos de interesse. Outra característica do experimento é que as imagens possuem uma resolução de 1280x960 pixels obtidos a partir do corte da imagem original da câmera, que se encontrava com uma resolução de 1920 x 1080 pixels.

O percentual de pixels removidos de cada tipo de movimento realizado pelo VANT é mostrado na Figura 6. Note que a porcentagem de remoção varia drasticamente de acordo com o número de objetos em movimento em uma determinada imagem, sendo maior que 60% em média nos testes descritos, tal como no caso do respectivo exemplo.

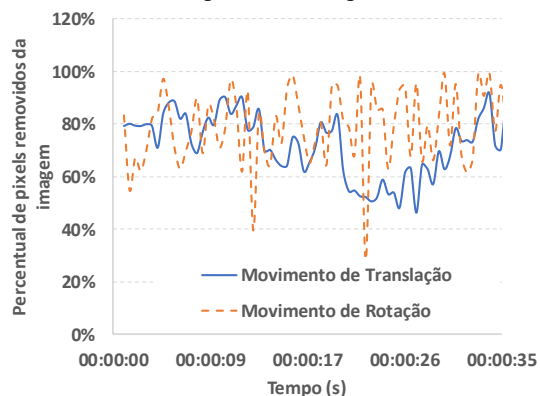


Figura 6. Percentual de pixels removidos de cada tipo de movimento.

Com o objetivo de avaliar a performance do algoritmo, foram realizadas duas filmagens com 10 frames por segundo. A resolução utilizada para a primeira foi de 1280x960 pixels e a segunda filmagem foi testada com uma resolução reduzida, ou seja, 640x480 pixels. Executou-se o algoritmo nas mesmas condições por três vezes alternadamente durante a medição de desempenho. O código foi programado para obter uma imagem do vídeo de entrada, remover o fundo e salvar a mesma em disco. Observou-se uma utilização média de 2.9% da memória disponível para o vídeo de 640x480 e 4.2% para o segundo. As taxas de utilização da CPU entre os dois experimentos podem ser vistas na Figura 7. Observa-se que o computador embarcado ainda possui capacidade para execução de outros algoritmos ligados ao sistema de vigilância.

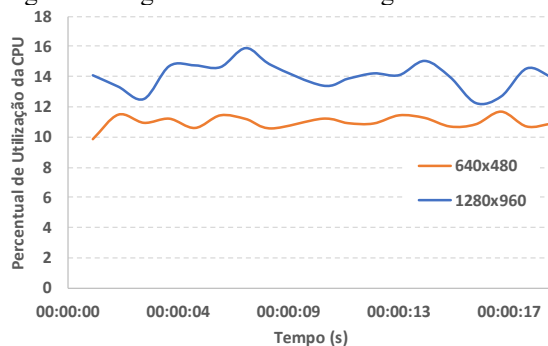


Figura 7. Taxa de utilização da CPU em relação ao tamanho da imagem de entrada.

Assim, o algoritmo de remoção de fundo proposto neste artigo foi testado em um ambiente real, tal como mostrado na Figura 8. Esta cena corresponde a uma

pessoa aproximando de um carro estacionado. É possível observar na imagem de saída uma máscara gerada pelo algoritmo de remoção de fundo. Os detalhes da pessoa e do carro presentes na cena são totalmente visíveis e, portanto, passíveis de reconhecimento e classificação.



Figura 8. Exemplo da máscara aplicada pelo algoritmo de subtração de fundo.

Os resultados demonstram que a metodologia apresenta uma alternativa funcional para a remoção de plano de fundo em imagens dinâmicas. A carga computacional observada indica que a proposta pode ser aplicada em sistemas embarcados sem grande custo computacional. Como exemplo de trabalhos correlatos, em (Mukojima, 2016) é proposto uma metodologia de remoção de plano de fundo que utiliza alinhamento de pixels. Apesar de se observar resultados similares, esta metodologia se mostra funcional quando a câmera se movimenta na direção do plano de fundo. Um resultado mais comparável do ponto de vista de performance da remoção de plano de fundo é observado em (Wu, 2017). Entretanto o custo computacional apresentado não é compatível com aplicações embarcadas.

## 6 Conclusão

Os resultados apresentados neste trabalho foram satisfatórios uma vez que permitiram a remoção do plano de fundo com pouca adição de custo computacional ao processamento existente. Observa-se que a porcentagem de remoção varia de acordo com o número de objetos presentes em uma determinada cena, mas, em geral acarretou em uma melhora na quantidade de dados a serem processados.

## Agradecimentos

Agradecemos aos órgãos de fomento que apoiaram a realização deste trabalho: UFJF CAPES, CNPq, FAPEMIG, INCT-INERGE, Programa de P&D ANEEL (CPFL Energia).

## Referências Bibliográficas

Aeschliman, C.; Park, J.; Kak, A.C. (2014) Tracking Vehicles through Shadows and Occlusions in

- Wide-Area Aerial Video. IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst..
- Ali, S.; Shah; Cocoa, M. (2006) Tracking in Aerial Imagery. Proc. SPIE.
- Goulart, C. S. et al. (2018) Introdução à biblioteca de processamento de imagens OpenCV. Notas técnicas, v. 8, n. 2.
- Haines, T. S. F.; Xiang, T. (2014) Background Subtraction with Dirichlet Process Mixture Models IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 36, no. 4.
- Mukojima, H. et al. Moving camera background-subtraction for obstacle detection on railway tracks. (2016) In: Image Processing (ICIP), 2016 IEEE International Conference on. IEEE, p. 3967-3971.
- Murugan, A. S., Devi, K. S., Sivaranjani, A., & Srinivasan, P. (2018). A study on various methods used for video summarization and moving object detection for video surveillance applications. Multimedia Tools and Applications, 1-18.
- Qian, H.; Mao, Y.; Xiang, W. and Wang, Z. (2010). Recognition of human activities using SVM multi-class classifier. Pattern Recognition Letters, 31, pp. 100-111.
- Raghuathan, A.; Jain, P.; Krishnawamy, R.; (2017) Learning mixture of gaussians with streaming data. Advances in Neural Information Processing Systems. p. 6608-6617.
- Sustainablesecurity. From Surveillance to Smuggling: Drones in the War on Drugs. (2018) Disponível em <https://sustainablesecurity.org/2016/02/15/drone-s-in-the-war-on-drugs-from-surveillance-to-smuggling>. Acessado em 2018.
- Sheikh, Y.; Javed, O.; Kanade, T.. (2009) Background subtraction for freely moving cameras. IEEE 12th International Conference on Computer Vision.
- Tah, Archita et al. (2017) Moving Object Detection and Segmentation using Background Subtraction by Kalman Filter. Indian Journal of Science and Technology, v. 10, n. 19.
- Tao, M.; Bai, J.; Kohli, P. and Paris, S. (2012). SimpleFlow: A Non-iterative, Sublinear Optical Flow Algorithm". Computer Graphics Forum.
- Wong, X. I.; Majji, M.; (2017) The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops, pp. 10-18.
- Wu, Y.; He, X.; Nguyen, T. Q. (2017) Moving object detection with a freely moving camera via background motion subtraction. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, v. 27, n. 2, p. 236-248.
- Yao, Guangle et al. (2017) Comparative Evaluation of Background Subtraction Algorithms in Remote Scene Videos Captured by MWIR Sensors. Sensors, v. 17, n. 9, p. 1945.
- Zach, C.; Pock, T. and Bischof, H. (2007). A Duality Based Approach for Realtime TV-L1 Optical Flow. In Proceedings of Pattern Recognition (DAGM), Heidelberg, Germany, pp. 214-223.