# ALGORITMO DE MAPEAMENTO TÉRMICO UTILIZANDO SARP COM IDENTIFICAÇÃO SELETIVA DE PEDESTRES

ONIAS C. B. SILVEIRA<sup>\*</sup>, RENAN P. DE SOUZA<sup>†</sup>, JOÃO B. N. G. PINTO<sup>‡</sup>, MAIKE DE M. MUZITANO<sup>§</sup>, FELIPE R. F. DE SOUZA<sup>¶</sup>, LUIZ R. L. RODRIGUES<sup>||</sup>, PAULO F. F. ROSA<sup>\*</sup>\*

> \*Instituto Militar de Engenharia Rio de Janeiro, BR

<sup>†</sup>Fábrica de Material de Comunicações e Eletrônica- IMBEL Rio de Janeiro, BR

Emails: oniascbs@gmail.com, renanps123@gmail.com, joaobacelar39@hotmail.com, maikebr@gmail.com, felipe.reyel@gmail.com, renault.fmce@imbel.gov.br, rpaulo@ime.eb.br

**Abstract**— This article proposes a method for selective identification of pedestrians from a thermal aerial image. The proposal uses a K-Means classifier to identify a specific group of individuals, through a thermal marker made with a Peltier tablet. Real flight experiments were performed using a UAV, leading to suitable results.

Keywords— UAV surveillance, pedestrian identication, thermal imagery, K-Means

**Resumo**— Este artigo propõe um método de identificação seletiva de pedestres a partir de uma imagem aérea termal. A proposta utiliza um classificador K-Means para identificar um grupo seleto de indivíduos, através de um marcador térmico feito com uma pastilha de Peltier. Foram realizados ensaios em voo, utilizando um SARP, com resultados satisfatórios.

Palavras-chave— Vigilância com SARP, identificação de pedestres, imagem termal, K-Means

### 1 Introdução

O uso de imagens termais capturadas por sistemas aéreos remotamente pilotados (SARPs) é uma alternativa eficiente e de baixo custo para missões de reconhecimento de áreas, com características não detectáveis na faixa do visível. Os recentes avanços tecnológicos em sensores, equipamentos eletrônicos e baterias, tem intensificado o grau de desenvolvimento, utilização e viabilidade dos SARPs, para tarefas de vigilância e inspeção de áreas urbanas, dentre outras aplicações. Dentre a extensa gama de possíveis aplicações para SARPs, podemos citar: (i) reconhecimento de regiões hostis, onde aeronaves tripuladas colocariam em risco a vida dos tripulantes; (ii) monitoramento ambiental e aplicações agrícolas; (iii) vigilância e patrulhamento em geral, como a supervisão de fronteiras, grandes eventos e regiões conflagradas.

A identificação seletiva de pedestres através de imagens termais obtidas por SARPs apresenta uma vasta gama de aplicações práticas. Entretanto, a mesma apresenta várias características limítrofes, que necessitam de um tratamento adequado, pois as imagens possuem baixa resolução, além da instabilidade pelo movimento da plataforma aérea. Quando a aplicação em questão demanda captura visual noturna ininterrupta de uma área predefinida visando a identificação de objetos móveis específicos, a precisão do resultado depende diretamente da qualidade da imagem capturada, tornando fundamental o uso de técnicas de segmentação de imagens com algoritmos de classificação, e.g., o K-Means. Em uma missão de vigilância, um SARP utilizando visão termal, sobrevoa áreas com a tarefa de identificar grupos seletos de pedestres, os quais encontram-se equipados com emissores de radiação infravermelha térmica. Uma das aplicações deste sistema é a identificação de "tropa amiga" em áreas conflagradas. [Vide Figura 1]

O restante do artigo está organizado como segue. A seção 2 apresenta os tópicos tutoriais da pesquisa e uma breve revisão dos trabalhos relacionados. Na seção 3, são apresentadas a organização experimental e a técnica de aquisição e pré-processamento da imagem. A seção 4 apresenta detalhes dos resultados dos experimentos simulados e dos ensaios em voo. Por fim, na seção 5, estão as conclusões obtidas com o trabalho.



Figura 1: Identificação seletiva de pedestres usando SARP.

## 2 Trabalhos Relacionados e Tópicos Tutoriais

Para identificação seletiva de pessoas por SARPs é necessário saber o valor energético da fonte para que o sensor a detecte e como tratar o sinal recebido. Dessa forma, saber como a potência se relaciona como a temperatura e quais algoritmos usar no tratamento dos dados recebidos é de alta relevância para o projeto.

#### 2.1 Trabalhos Relacionados

No trabalho de (Montanari et al., 2015), os autores apresentam um sistema eficiente de detecção e rastreamento de veículos com uso de um SARP construído pelos próprios autores, utilizando uma câmera ótica. Os resultados experimentais foram satisfatórios, entretanto os ensaios foram realizados em ambiente controlado e com processamento off-line.

O artigo de (Wang et al., 2016) propôe um método de extração e classificação de regiões de interesse (ROI – Regions of Interest) para detecção de pedestres, a partir de imagens termais obtidas por SARPs. As regiões candidatas são examinadas por um classificador linear SVM (Support Vector Machine) baseado em HOG (Histogram of Oriented Gradient) and DCT (Discrete Cosine Transform). O método é formalizado tanto para a detecção de pedestres, quanto para o rastreio da trajetória dos mesmos.

## 2.2 Radiação eletromagnética no infravermelho

Todo objeto emite radiação eletromagnética em função de sua temperatura. Em um corpo negro, um objeto que absorve toda a energia que nele incide, a potência irradiada por unidade de área a uma temperatura absoluta T é dada pela Lei de Planck (RAGHEB and HAMID, 1986) como:

$$P(\nu,T) = \frac{2h\nu^3}{c^2} \frac{1}{e^{h\nu/\kappa T} - 1}$$
(1)

onde h é a constante de Planck e  $\kappa$  é a constante de Boltzmann. Para adaptar esta equação de frequência para comprimento de onda temos que:  $P_{\lambda}d\lambda = -P_{\nu}d\nu$ . Sabendo que  $\lambda\nu = c$ , então  $d\nu = -(c/\lambda^2)d\lambda$ . Substituindo, encontrase a equação abaixo:

$$P(\lambda, T) = \frac{2hc^2}{\lambda^5} \frac{1}{e^{hc/\kappa\lambda T} - 1}$$
(2)

A partir da Lei de Deslocamento de Wein, derivada da expressão acima, obtém-se o comprimento de onda de máxima potência emitida, como  $\lambda_{max} = \frac{b}{T}$ , com  $b = 2.898 \times 10^3 mK$ . Para ilustrar a variação da densidade de energia emitida com o comprimento de onda e a temperatura, foram produzidas as curvas de distribuição de potência vistas na figura 2, para temperaturas entre 298K e 798K com intervalos de 100K.



Figura 2: Densidade de energia emitida por um corpo negro.

Em corpos reais, devido à capacidade de absorção de energia, a radiação emitida é menor do que a prevista para o corpo negro. A relação entre a energia emitida pelo corpo real e pelo corpo negro é chamada de emissividade. Apesar de variar com a temperatura e o comprimento de onda, é bastante comum considerar esta grandeza constante para determinado material. Dessa forma, a emissividade é dada pela equação 3, na qual  $P_{corpo}$  é a potência emitida pelo corpo real e  $P_{cn}$ é a potência emitida pelo corpo negro equivalente (Novo et al., 2014).

$$\epsilon = \frac{P_{corpo}}{P_{cn}} \tag{3}$$

Gases e partículas presentes na atmosfera interferem na radiação propagante atenuando-a por absorção ou espalhamento, alterando dessa forma a transmissão da energia emitida por um objeto. Cada molécula presente na atmosfera é capaz de absorver comprimentos de onda específicos, conforme a teoria de discretização dos níveis de energia(Curityba et al., 2007). Dessa forma, fatores como umidade do ar, a proporção de gases presentes em sua composição e distância da fonte em relação ao observador se tornam importantes modificadores na análise da energia propagada. Além da absorção, o espalhamento tem um efeito menor, porém não irrelevante na transmissão. Nesse fenômeno, a umidade do ar e raio das gotas de água são os fatores determinantes. Assim, define-se como de transmitância a razão entre energia transmitida e incidente. A figura 3 mostra a transmitância da atmosfera para comprimentos de onda até 15  $\mu m$ . Nela podem ser

observadas janelas de interesse nas quais a transmissividade é elevada, ou seja, a atmosfera é transparente àquele comprimento de onda. As faixas de 3,5 à 4 e 8,5 à 11,5  $\mu m$  são exemplos destas janelas.



Figura 3: Bandas de transmissão da atmosfera (Curityba et al., 2007)

## 2.3 Sensoriamento Remoto Termal

Sensoriamento remoto termal consiste na utilização de detetores para estimação da temperatura de objetos sem a necessidade de contato. Os detetores para radiação infravermelha térmica (TIR, do inglês Thermal Infrared) podem ser classificados em dois tipos (Rees, 2001): quânticos e térmicos. Nos detectores quânticos, um fóton interage diretamente com o material do detector gerando uma alteração de energia no elétron. Já nos detectores térmicos, são utilizadas as mudanças das propriedades elétricas do material do detector causadas pela mudança de temperatura.

A radiação TIR possui comprimento de onda de 3 a 15  $\mu m$ , conforme visto na figura 3 e, consequentemente, seu fóton possui menor energia do que a faixa visível e infravermelha próxima. Com isso, a produção de detectores quânticos para TIR torna-se mais complexa, necessitando de maior sensibilidade, o que pode ser obtido com a redução da emissão de fótons pelo próprio detector a partir de seu resfriamento. Dois semicondutores bastante utilizados em detectores quânticos para TIR são Germânio-Mercúrio e Telureto de Mercúrio e Cádmio, ambos respondendo a comprimentos de ondas até 15  $\mu m$ .

Os detectores térmicos possuem uma faixa de resposta muito mais ampla, com o óbice de serem mais lentos e possuírem uma menor sensibilidade. Dentre eles destacam-se os bolômetros termistores, termopares e cristais piroelétricos. Os bolômetros termistores são dispositivos bastante simples, compostos de materiais cuja resistência varia com a temperatura. Os termopares utilizam o efeito Seebeck, onde uma diferença de potencial elétrico é gerada na junção de metais distintos, como função da temperatura da junção. Os cristais piroelétricos são dispositivos nos quais a distribuição interna de cargas se altera com a temperatura. Diferentes tipos de detectores térmicos podem ser combinados para formar um sensor. Especificamente para o sensoriamento remoto termal, detetores micrométricos podem ser justapostos formando uma matriz que em conjunto com uma ótica apropriada, seja capaz de obter imagens termais dos objetos ou das áreas de interesse.

A grande vantagem do sensoriamento remoto termal é que ele pode evidenciar características dos objetos antes não possíveis com a utilização de sensores para a faixa visível do espectro, ou mesmo com equipamentos de visão noturna convencionais, baseados no princípio de intensificação de luz. A figura 4 mostra a comparação entre imagens geradas por um sensor intensificador de luz e termal. Na imagem do intensificador de luz, é possível observar com bastante atenção uma pessoa de pé em frente a uma vegetação. Já na imagem termal, a pessoa destaca-se completamente na imagem, uma vez que a temperatura corporal distingue-se da temperatura e características de emissividade das folhagens.



(a) Sensor intensificador (b) Sensor de luz termal

Figura 4: Imagens geradas a partir de diferentes tipos de sensores(NVDHub, 2018).

Ainda de acordo com (Rees, 2001), duas plataformas destacam-se para sensoriamento remoto: aviões e satélites. Os aviões, por sua flexibilidade, foram escolhidos como plataforma para o desenvolvimento deste trabalho. Dependendo do porte, podem voar de dezenas de metros, até dezenas de quilômetros de altura, carregar equipamentos de poucos quilos a até toneladas, sobrevoar áreas extensas e permanecer no ar por várias horas.

Desta forma, considera-se um sensor para radiação TIR montado em uma aeronave, capaz de obter imagens sequenciais de áreas de interesse, ou alvos, que serão processadas para a obtenção de informações de alto nível para apoio à atividade de sensoriamento. Para tal, as imagens obtidas podem ser processadas em tempo real, à medida que são capturadas, ou posteriormente, utilizando o algoritmos como os detalhados a seguir.

# 2.3.1 Segmentação de Imagens: Algoritmo K-means

Visão computacional é uma área de pesquisa que tem como objetivo extrair informações de imagens. Adquirir, processar e analisar são os passos tomados para executar tarefas como encontrar, acompanhar e classificar objetos.

Na aplicação em questão, é necessário segmentar as imagens, de forma a distinguir entre objetos desejados e indesejados, e assinalar as posições desses objetos, de forma que o sistema saiba distinguir facilmente as localizações desejadas no ambiente analisado. A princípio, um algoritmo de segmentação binária parece ser o suficiente: se o valor do pixel for maior do que um limiar escolhido T, o pixel pertence a uma pessoa ou sinalizador, senão, pertence ao terreno. Entretanto, há a possibilidade de o ruído produzir pixels com valor abaixo desse limiar onde deveria ser uma pessoa, ou pixels acima do limiar onde deveria ser fundo. Dessa forma, a binarização poderia vir a produzir mais regiões quentes do que realmente existem, levando a uma identificação incorreta. Torna-se necessária uma forma de "filtragem" para evitar o aparecimento de grupos espúrios. Foi pensado em usar o algoritmo K-means para essa tarefa.

O K-means é um dos mais simples algoritmos de classificação, mas pode ser usado nesse problema de segmentação para classificar os pixels em grupos. Dados pontos  $X_n$ , e um número K, ele separará os dados em K grupos, cada grupo associado a um centroide  $c_i$ . Pode-se começar o algoritmo gerando K centroides aleatórios. Em seguida, cada ponto  $X_n$  é associado a algum grupo encontrando-se o centroide mais próximo segundo uma métrica (por exemplo, a norma euclidiana). Em seguida, tem-se a fase de atualização dos centroides, na qual um centroide é substituído pelo ponto médio dos pontos associados associados a tal centroide. O processo continua até que os  $c_i$ convirjam.

Com relação ao problema de aparecimento de grupos adicionais, o K-means poderia unir pixels quentes nas proximidades de algum grupo ao grupo mais próximo e poderia unir grupos próximos, bastando limitar K, número máximo de grupos quentes, a um valor razoável que se espere encontrar na área. O fluxograma do processo que implementa o algoritmo pode ser visualizado na figura 5.



Figura 5: Fluxograma K-Means.

Uma alternativa ao K-means para a segmentação de imagens é o algoritmo k-NN (k Nearest Neighbours), onde a cada pixel é associado um ponto  $(i, j, \theta)$ , onde (i, j) são os índices do pixel

(pensando na imagem como matriz de pixels) e  $\theta$ é a temperatura associada a ele. No k-NN atribuise a cada pixel uma classe conforme sua temperatura, dentro da faixas. Outra opção é utilizar o voto dos vizinhos já classificados. Exemplos de classes seriam: "Tropa Amiga", "Pessoa"e "Terreno". Apesar de segmentar a imagem, o k-NN não é suficiente como uma solução pois não sinaliza a posição dos grupos de pixels de uma mesma classe. Por exemplo, é esperado que um conjunto conexo de pixels da classe "Pessoa" corresponda a  $1~{\rm pessoa}$  (embora também possam ser  $2~{\rm ou}$  mais pessoas causando uma oclusão parcial) e essa pessoa precisa ter sua posição marcada na imagem, tarefa que o k-NN não realiza. O K-means segmenta e demarca as posições de cada cluster, na forma do cálculo dos centroides  $c_i$ , atendendo aos requisitos do problema.

### 3 Materiais e Método

O foco deste trabalho consiste na aplicação de algoritmos de visão computacional em imagens geradas por sensoriamento remoto termal a partir de uma aeronave, para a identificação, classificação e rastreamento de pedestres em ambientes urbanos.

A identificação dos pedestres é realizada através das características de emissividade e temperatura do corpo humano, que os diferencia do ambiente à sua volta. A classificação consiste em diferenciar grupos de pedestres através do emprego de emissores na faixa da radiação TIR. O objetivo do uso dos emissores é facilitar o reconhecimento de determinados atores em um ambiente urbano, como agentes de segurança pública chamados de "tropa amiga", por exemplo, em meio a civis e criminosos.

As informações obtidas com o rastreamento dos pedestres já classificados poderão alimentar sistemas de comando e controle, sendo sobrepostas em mapas de situação, servindo como apoio à tomada de decisões durante operações policiais e militares.

Um exemplo de imagem gerada pela plataforma descrita pode ser visto na figura 6. Tal imagem incluiria as informações de temperatura do próprio solo, construções e outros objetos como plano de fundo, e de pedestres equipados ou não com o emissor.

## 3.1 Organização Experimental

Considere uma aeronave remotamente pilotada, voando a uma altura do solo H em metros, dotada de equipamento de sensoriamento remoto térmico capaz de operar entre os comprimentos de onda  $\lambda_{min} \in \lambda_{max}$ , com resolução de  $R_w \ge R_h$  pixels e conjunto óptico que projeta sobre o sensor um campo de visão de  $FOV_w \ge FOV_h$  graus, onde



Figura 6: Exemplo de imagem gerada por sensoriamento remoto termal.

 $w \in h$  denotam, respectivamente, os parâmetros relacionado à largura e altura.



Figura 7: Ilustração do funcionamento do equipamento

A figura 7 ilustra uma Aeronave Remotamente Pilotada (ARP) dotada de sensor TIR, produzindo imagens termais de um ambiente operacional, que são transmitidas em tempo real a uma estação de solo.

Sem perda de generalidade e de forma a facilitar o entendimento, considera-se ainda que as imagens são obtidas na vertical do ponto de interesse. Com isso, é possível mostrar que um objeto de dimensões  $D_w \ge D_h$  em metros é percebido pelo sensor pelo número de pixels  $P_w \ge P_h$  representados nas equações abaixo.

$$P_w = \frac{D_w \cdot R_w}{2 \cdot H \cdot tan(\frac{FOV_w}{2})} \tag{4}$$

$$P_h = \frac{D_h \cdot R_h}{2 \cdot H \cdot tan(\frac{FOV_h}{2})} \tag{5}$$

Para consideração do efeito da atmosfera na densidade de potência recebida pelo sensor, podem ser utilizados os valores de transmitância por comprimento de onda  $t(\lambda)$  obtidos através do software ATRAN (Lord, 1992), informando a localidade e altura do observador.

Assim um objeto qualquer, com uma temperatura T e área superficial  $A_o$  emite radiação com densidade de potência  $P_{em}(\lambda, T)$ , dada pelas equações 2 e 3. Considerando que a potência emitida é irradiada em todas as direções, o objeto é visto por um sensor de área  $A_s$  a uma altura H com densidade de potência aparente  $P_{ap}(\lambda, T)$ , dada pela expressão:

$$P_{ap}(\lambda, T) = P_{em}(\lambda, T) \cdot t(\lambda) \cdot \frac{A_s}{4\pi H^2} \qquad (6)$$

Com isso, as câmeras termais, compostas por detectores capazes de medir a potência recebida em cada pixel são capazes de estimar a temperatura do alvo com base nas equações 2 e 6. O resultado da captura é uma matriz de valores de temperatura com número de pontos equivalente à resolução da câmera.

### 3.2 Aquisição e Processamento das imagens

Para adquirir imagens, o SARP com o equipamento de visão termal deve sobrevoar a área de interesse. O sensor captura e digitaliza as imagens termais, ou termogramas com as informações de temperatura para a estação solo que executará os algoritmos de classificação da imagem e rastreamento de objetos e disponibilizará as posições dos objetos encontrados.

### 3.3 Sinalizador Termal com Peltier

Neste trabalho foi desenvolvido um sinalizador termal utilizando uma pastilha de Peltier, que é um semicondutor capaz de aquecer uma das suas superfícies e resfriar a outra ao ser submetido a uma corrente elétrica.

Para alternar a temperatura do Peltier, foi desenvolvido uma placa base para o módulo Blue-Pill, que contém microcontrolador ARM Cortex-M3 STM32F103C8 e para módulos de acionamentos de motores, como vista na figura 8.



Figura 8: Modelo 3D da placa base com os módulos instalados.

A figura 9 mostra o diagrama de blocos da eletrônica. Compõem ainda a eletrônica uma bateria e sensores de corrente. Cada placa possui capacidade para até duas pastilhas Peltier, que podem ser posicionadas em diferentes direções facilitando a identificação pelo observador.



Figura 9: Diagrama de blocos da eletrônica.

O emissor utiliza uma bateria de lítio de 7,4 V e um regulador de tensão de 3,3 V para alimentação do microcontrolador e dos circuitos digitais, responsáveis pelo envio dos sinais modulados por largura de pulso (ou *Pulse Width Modulation* - PWM), que controlam a voltagem e consequentemente a corrente entregue à pastilha pela ponte H. Há ainda um fusível resetável para proteção do circuito. Um sensor de corrente é utilizado pela malha de controle para estimar a temperatura do Peltier através da potência consumida. O firmware foi desenvolvido utilizando a IDE Arduino. O diagrama da figura 10 mostra o funcionamento do programa em três etapas: Entrada, Saída para Ponte H e Saída para Peltier.



Figura 10: Fluxograma firmware.

- Entrada: A chave seletora manda entradas para o microcontrolador que as interpreta e seleciona a frequência, intensidade e duração do ciclo;
- Saída para o Peltier: De acordo com a seleção dos parâmetros do ciclo, o microcontrolador envia sinais lógicos PWM para controle do módulo Ponte H;
- Saída para o Peltier: Os sinais lógicos são utilizados para produzir um corrente alternada no Peltier.

### 4 Experimentos e Resultados

Para este experimento, foi usando uma pastilha Peltier de dimensões 4x4cm. Ao variar o sentido da corrente sobre a pastilha, foi possível alternar a temperatura da superfície exposta entre 30 e  $60^{\circ}$ C. A potência emitida na região de interesse é obtida através da integral da curva da figura 12. Para um sensor com área superficial 0,0032  $m^2$  a uma distância de 1524m, haverá uma diminuição de um fator de 3,  $3x10^{-10}$ . Para os mesmos valores do sensor usados acima, o Peltier seria visto com tamanho aproximado de 1x1 pixel.

A figura 11 mostra os testes realizados em laboratório onde podem ser observadas duas situações: 11a Face exposta da pastilha Peltier quente, indicada pela coloração mais clara, próxima do amarelo; 11b Face exposta fria, indicada pela coloração mais escura, próxima do azul. De acordo com o modo de operação, os períodos testados de alternância entre quente e frio foram 2, 4, 10 e 20 segundos. Os melhores resultados foram obtidos com os períodos de 10 e 20 segundos, em função da inércia térmica da própria pastilha reduzir a amplitude da variação térmica para cursos ciclos.



(a) Peltier com face quente. (b) Peltier com face fria.

Figura 11: Peltier com ciclos de temperatura quente e fria na face exposta.

Para fins de equiparação das simulações com situações reais, foi utilizado como referência as características de vôo e do sensor da aeronave Hermes 450, da fabricante Elbit Systems, que a Força Aérea Brasileira possui em operação. Este SARP possui uma câmera termal EOP DCoMPASS (*Digital Compact Multi-Purpose Advanced Stabilized System*) com resolução de 640 x 512 pontos, sensibilidade para comprimentos de onda entre 3,4 e 4,8  $\mu m$  e ângulo de visão variando entre 0.6°x 0,8°e 24°x 28°.

Para estimar o efeito da atmosfera foi considerada uma altura média de 5000 pés (1524 metros) e condições atmosféricas da região sudeste do Brasil. Os dados de transmissão foram multiplicados pela densidade de energia emitida pelo corpo negro, vista na figura 2 obtendo-se o gráfico da figura 12. Nela observa-se que as máximas densidades de potência irradiadas estão entre 3,4 e 4,8  $\mu m,$  dentro da sensibilidade do sensor e das janelas de transmitância.



Figura 12: Espectro de energia com o efeito da atmosfera

Os dados obtidos foram utilizados na geração de amostras que foram processadas pelo sistema proposto, como detalhado a seguir.

## 4.1 Simulações

As simulações feitas aqui servem para validar o uso desses algoritmos na estação solo que analisa as imagens recebidas do SARP. Como base do projeto, foi utilizado o Machine Vision App da National Instruments disponível em (Instruments, 2015). O projeto, que funciona como uma máquina de estados enfileirada, foi adaptado para a execução em processador PC. Após abrir uma matriz gerada simulando o termograma recebido, os elementos cujos valores forem maiores do que certo limiar são passados juntamente com suas coordenadas  $i \ge j$  para o bloco que implementa o algoritmo K-means. Tal bloco gera coordenadas aleatórias para inicializar os centroides dos clusters e começa a iterar sobre as posições desses centroides e sobre os dados até detectar que essas posições estão convergindo. Nesse ponto, os centroides fornecem uma estimativa das posições dos clusters. Após identificar os clusters, na fase destinada a sobreposição de texto, as posições geradas são usadas para desenhar marcadores na imagem para que um usuário possa verificar as posições dos grupos.

Para a geração de imagens e simulação, foi usado o software LabView, da National Instruments. Trata-se de um software de desenvolvimento de sistemas baseado em uma linguagem de programação gráfica, por meio da conexão de blocos funcionais chamados VI's (*Virtual Instru*ments). É necessário definir o tipo, tamanho e os parâmetros da imagem para que a simulação seja próxima a realidade. Os dados criados simulam uma imagem de  $R_w \ge R_h$  pixels, grayscale single precision. Usaremos a mesma resolução de 640 x 512 do sensor FLIR que está sendo operado. Para a simulação, as temperaturas atribuídas aos pixels foram gerados aleatoriamente a partir de uma distribuição normal seguindo a tabela 1.

Tabela 1: Configuração Pixels

	Ambiente	Sinalizador
Temperatura média (°C)	20	60
Desvio padrão (°C)	3	3
Tamanho (pixels)	640x512	1x1

Foi criada de maneira automatizada a sequência de imagens simulando a movimentação do sinalizador, gerando o que seria sua trajetória real. Posteriormente, foi aplicado a essas imagens o algoritmo K-Means com K=5, ou seja até 5 *clusters*, pois temos no mínimo um sinalizador e precisamos levar em conta a possibilidade de haver mais de um sinalizador ou ponto quente.

Na figura 13 é explanado o fluxograma da análise, desde a inicialização adquirindo os dados gerados, até a exibição da imagem gerada; passando pelo K-Means após o filtro dos pontos quentes, que são os pontos relevantes para o algoritmo. Após a análise, foi gerada a imagem 14, fazendo a sobreposição da trajetória original (linha azul) com a encontrada pelo algoritmo (linha vermelha). Nota-se que o algoritmo apresentou resultado muito próximo do ideal, com as duas trajetórias quase coincidindo. Os desvios são devidos ao ruído branco gaussiano adicionado e ao número de iterações do K-means ter sido limitado a 10. Nota-se também que a temperatura do sinalizador deve ser escolhida levando em conta a potência do ruído na medida das temperaturas, pois aumentar a variância leva ao surgimento de diversos pontos quentes e à falha do algoritmo.



Figura 13: Fluxograma Análise



Figura 14: Trajetória do sinalizador (tracejado azul) e trajetória simulada (tracejado vermelho)

# 5 Conclusão e Trabalhos Futuros

Este artigo propôs um método de identificação seletiva de pedestres a partir de imageamento termal com um SARP. Foi utilizado um classificador K-Means para identificar um grupo seleto de indivíduos, através de um emissor Peltier. Foram realizados ensaios em voo, nos quais foram identificados pedestres selecionados, com resultados satisfatórios.

Uma próxima etapa, será a otimização da acurácia das medições, utilizando outros classificadores e métodos de extração de descritores, assim como rastrear e prever as trajetórias para indivíduos seletos.

#### Agradecimentos

Esta pesquisa foi parcialmente apoiada pelo programa PIBITI/CNPq -IME. Agradecimentos à FMCE/IMBEl pelo apoio técnico para os ensaios e experimentos.

### Referências

- Curityba, A. G. d. S., Santos, R. A. T., Filho, F. D. P. A. and de Amorim, J. (2007). Atenuação atmosférica da radiação infravermelha: Influência de elevados níveis higrométricos no desempenho operacional de mísseis ar-ar.
- Instruments, N. (2015). NI myRIO Vision Essentials Guide, http://learn.ni.com/teach/ resources/208. [Online; acessado 10-abril-2018].
- Lord, S. D. (1992). A new software tool for computing earth's atmospheric transmission of near- and far-infrared radiation.
- Montanari, R., Tozadore, D. C., Fraccaroli, E. S. and Romero, R. A. (2015). Ground vehicle

detection and classication by an unmanned aerial vehicle.

- Novo, M. M. M., Bitencourt, C. S., Tiba, P. R. T. and D. G. M. Silva, V. C. P. (2014). Fundamentos básicos de emissividade e sua correlação com os materiais refratários, conservação de energia e sustentabilidade.
- NVDHub (2018). Night vision goggles: The comprehensive educational guide, https://nvdhub.com/ night-vision-goggles-guide/. [Online; acessado 26-março-2018].
- RAGHEB, H. A. and HAMID, M. (1986). On the inverse black body radiation problem.
- Rees, W. (2001). Physical principles of remote sensing, https://books.google.com. br/books?id=u17Zv45DENoC.
- Wang, Y., Yalong, M., Xinkai, W., Guizhen, Y. and Yongzheng, X. (2016). Pedestrian detection and tracking from low-resolution unmanned aerial vehicle thermal imagery sensors.