

**UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
DEPARTAMENTO ACADÊMICO DE INFORMÁTICA
BACHARELADO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO**

VITOR TERUO KAMIDA

**RASTREAMENTO DE PESSOAS EM SEQUÊNCIA DE IMAGENS
INFRAVERMELHAS**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

PONTA GROSSA

2017

VITOR TERUO KAMIDA

**RASTREAMENTO DE PESSOAS EM SEQUÊNCIA DE IMAGENS
INFRAVERMELHAS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação, do Departamento Acadêmico de Informática, da Universidade Tecnológica Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Erikson Freitas de Moraes

PONTA GROSSA

2017



TERMO DE APROVAÇÃO

RASTREAMENTO DE PESSOAS EM SEQUÊNCIA DE IMAGENS INFRAVERMELHAS

por

VITOR TERUO KAMIDA

Este Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) foi apresentado em 31 de maio de 2017 como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação. O candidato foi arguido pela Banca Examinadora composta pelos professores abaixo assinados. Após deliberação, a Banca Examinadora considerou o trabalho aprovado.

Prof. Dr. Erikson Freitas de Moraes
Orientador(a)

Prof. Dr. Ionildo José Sanches
Membro titular

Prof.^a Dra. Simone Bello Kaminski Aires
Membro titular

Prof. Dr. Ionildo José Sanches
Responsável pelo Trabalho de Conclusão
de Curso

Prof. Dr. Erikson Freitas de Moraes
Coordenador do curso

- A Folha de Aprovação assinada encontra-se arquivada na Secretaria Acadêmica -

AGRADECIMENTOS

Certamente estes parágrafos não irão atender a todas as pessoas que fizeram parte dessa importante fase de minha vida. Portanto, desde já peço desculpas àquelas que não estão presentes entre essas palavras, mas elas podem estar certas que têm minha gratidão.

Agradeço ao meu orientador Prof. Dr. Erikson Freitas de Moraes, pela paciência e atenção que teve ao longo desse projeto.

Ao Prof. Dr. Thiago Antonini Alves do Departamento Acadêmico de Mecânica da UTFPR PG, por disponibilizar o equipamento de gravação das imagens térmicas.

A Tamires Russo Giacoia, por apresentar o Prof. Dr. Thiago Alves. O que possibilitou a aquisição das imagens utilizadas nesse trabalho.

Ao Prof. Dr. Ionildo José Sanches pela dedicação na captura das imagens.

Gostaria de deixar registrado também, o meu reconhecimento à minha família e amigos, pois acredito que sem o apoio deles seria muito difícil vencer esse desafio.

RESUMO

KAMIDA, Vitor T. Rastreamento de Pessoas em Sequência de Imagens Infravermelhas. 2017. 51 f Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Ciência da Computação) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Ponta Grossa, 2017.

Esse trabalho aborda o problema de rastreamento de pessoas, utilizando imagens infravermelhas em um ambiente previamente selecionando. Para o desenvolvimento do trabalho é utilizado método da Limiarização para a detecção de objetos. Esse método foi escolhido afim de separar os objetos de interesse nas imagens de entrada. Com os objetos de interesse encontrados, é aplicado o algoritmo do filtro de partículas para encontrar a trajetória do objeto de interesse ao longo do tempo. Os vídeos de entrada foram capturados por uma câmera Flir t440 capaz de gravar imagens na faixa do infravermelho. A aplicação de algoritmos de rastreamento nesse cenário, tem-se a possibilidade de medir a temperatura de indivíduos em ambientes de passagem, de maneira não invasiva e com melhor precisão. Uma vez que, com rastreamento ao longo do tempo é possível obter um histórico de informações a respeito do objeto de interesse. A medição de temperatura nesses casos, recebe um ganho de confiança, principalmente considerando que a medição é feita por um conjunto temporal de imagens e não em apenas uma imagem estática.

Palavras-chave: Rastreamento. Infravermelho. Processamento de Imagens. OpenCV.

ABSTRACT

KAMIDA, Vitor T. Tracking People in sequence of Infrared Images. 2017. 51 p. Work of Conclusion Course (Graduation in Computer Science) - Federal University of Technology - Paraná. Ponta Grossa, 2017.

This paper approaches the problem of tracking certain individuals in infrared images from previously selected environments. This project was developed using the method threshold to detect objects aiming to separate wanted objects from inputted images. Using the earlier discovered objects, condensation algorithm was applied in order to determine the path of the objects over time. The inputted videos were recorded by a camera which was capable of recording infrared images. By applying algorithms of tracking on the recorded images we will be able to measure the temperature of each individual in the environment in noninvasive ways. Furthermore, by using the tracking algorithms over time it is possible to obtain a log of information about the wanted objects. Additionally, the temperature will be measured a bunch of times in order to improve the trust of the algorithms.

Keywords: Tracking. Infrared. Image Processing. OpenCV.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Exemplo de imagem térmica de uma pessoa.....	15
Figura 2- Imagem térmica (a) capturada em 1995 com resolução de 320x240 pixels; Imagem térmica (b) gravada em 2011 com resolução 640x480 pixels	16
Figura 3 - Exemplo de segmentação onde a imagem (a) contém uma região de intensidade constante, a imagem (b) mostra a fronteira da região interior, essa fronteira é obtida a partir das descontinuidades de intensidade, a imagem (c) é o resultado da segmentação da imagem em duas regiões, a imagem (d) contém uma região com textura. Imagem (e) é o resultado do cálculo da borda e por fim a imagem (f) que é o resultado da segmentação baseada nas propriedades da região	18
Figura 4 – Limiarização por histograma. (a) representa histograma da imagem original, (b) histograma da imagem Limiarizada.	20
Figura 5 - Exemplo da saída do algoritmo de Viola-Jones	21
Figura 6 - Exemplo de características utilizadas no Viola-Jones	22
Figura 7 - Exemplo do cálculo da imagem integral. (a) matriz representativa de uma imagem, (b) matriz com uma linha e uma coluna adicional com valor zero.	23
Figura 8 - Representação de como utilizar a imagem integral para a soma dos valores em uma área retangular. (a) em azul tem-se a área retangular que deseja calcular, com a posição de A, B, C e D destacado. (b) mostra a aplicação em uma matriz.	23
Figura 9 – Cascata de classificadores.	24
Figura 10 – exemplo de aplicação da dilatação utilizando um elemento estruturante 3x3.....	25
Figura 11 - exemplo de aplicação da dilatação utilizando um elemento estruturante 3x5.....	26
Figura 12 - exemplo de aplicação da erosão. (a) utilizando um elemento estruturante 3x3, (b) utilizando um elemento estruturante 3x5.....	26
Figura 13 – exemplo de abertura com um elemento estruturante circular	27
Figura 14 – exemplo de fechamento com um elemento estruturante circular	28
Figura 15 - Etapas da aplicação do Filtro de Kalman	30
Figura 16 - Etapas da Aplicação do Filtro de Partículas	32
Figura 17 - Passos do filtro de partículas.	33
Figura 18 - Exemplo de Detecção do BraMBLe	34
Figura 19 – Digrama de blocos dos passos da implementação.....	36
Figura 20 - Representação de uma imagem após o processo de Limiarização. (a) imagem original. (b) imagem após a remoção do fundo. (c) imagem binarizada.	38
Figura 21 - Exemplo do rastreamento utilizando Filtro de Partículas.	40
Figura 22 - Exemplo de rastreamento de múltiplos objetos na imagem utilizando filtro de Partículas	41
Figura 23 - Demonstração de uma imagem com o fundo removido a partir do cálculo da média dos pixels. (a) imagem original. (b) imagem sem o plano de fundo.	42

Figura 24 - Imagem resultante da aplicação da Limiarização. (a) imagem sem plano de fundo. (b) imagem após aplicação da Limiarização.	43
Figura 25 - Imagem antes e depois das operações morfológicas. (a) imagem binarizada. (b) imagem após aplicação de morfologia matemática.	43
Figura 26 - Imagem original com o retângulo representando a posição do objeto de interesse	44
Figura 27 - Sequência de imagens que representa a execução do filtro de partículas	45

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	9
1.1 OBJETIVOS	10
1.1.1 Objetivos Específicos	10
1.2 JUSTIFICATIVA.....	10
1.3 TRABALHOS RELACIONADOS	11
1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO	13
2 REFERENCIAL TEÓRICO	14
2.1 IMAGENS	14
2.2 IMAGENS TÉRMICAS	14
2.3 PROCESSAMENTO DE IMAGENS DIGITAIS	17
2.3.1 Segmentação	17
2.3.2 Limiarização	19
2.3.3 Viola-Jones	20
2.3.4 Morfologia Matemática	25
2.4 RASTREAMENTO DE OBJETOS.....	28
2.4.1 Filtro de Kalman	29
2.4.2 Filtro de Partículas	31
2.5 OPENCV	34
3 METODOLOGIA	36
4 RESULTADOS OBTIDOS	42
5 CONCLUSÃO	46
5.1 TRABALHOS FUTUROS.....	47
REFERÊNCIAS	48

1 INTRODUÇÃO

Segundo MILANO e HONORATO (2010), visão computacional é a ciência responsável pela visão de uma máquina, pela forma como um computador enxerga o meio à sua volta, extraindo informações significativas a partir de imagens capturadas por câmeras de vídeo, sensores, scanners, entre outros dispositivos. A visão computacional procura emular a visão humana. Portanto também possui como entrada uma imagem. Porém, a saída é uma interpretação da imagem como um todo, ou parcialmente (MARENGONI; STRINGHINI, 2009).

Em visão computacional, o rastreamento consiste em acompanhar o movimento do objeto ao longo do tempo utilizando um meio de visão, que envolve a análise, categorização e reconhecimento dos componentes que constituem tal imagem (GRACIANO, 2007). Mas o problema de rastrear um objeto pode se mostrar bastante complexo, uma vez que as variáveis envolvidas no sistema, como a intensidade luminosa da cena, o ruído presente na captação da imagem, o comportamento e a própria forma do objeto a ser rastreado não podem ser controlados ou conhecidos previamente (OLIVEIRA, 2008). A necessidade de automatizar o processo de rastrear um objeto, leva à tentativa de implementar em uma máquina, um sistema artificial de visão, para capturar as imagens e acompanhar a trajetória do objeto sem perde-lo.

A utilização de imagens infravermelhas captadas por uma câmera termográfica, fornece uma imagem da distribuição de temperatura da superfície do corpo (SANCHES, 2009) e pode ser entendida como uma imagem térmica. Uma de suas aplicações é o diagnóstico de lesões musculares em atletas de futebol (BANDEIRA et al., 2012), ou em qualquer outra situação que o uso da temperatura corporal seja relevante para uma melhor avaliação.

O rastreamento em imagens termográficas traz grandes possibilidades nos diagnósticos baseados em temperatura, possibilitando a análise em uma sequência de imagens e não em apenas uma. Portanto, a avaliação da temperatura em pacientes ou indivíduos em situações que essa técnica se aplica, poderia ser fortemente favorecida com ganhos de confiabilidade.

Para facilitar a análise na sequência de imagens, o rastreamento de pessoas é feito em um ambiente previamente escolhido, utilizando as informações de temperatura. Para tal será usado um método de detecção de objetos para identificar

peças no plano da imagem, e assim encontrar o centro de massa desses objetos no plano da imagem e então utilizá-lo como referência no rastreamento. Prevendo onde esse ponto estará na imagem seguinte do vídeo, é possível determinar a localização da pessoa na sequência das imagens do vídeo.

1.1 OBJETIVOS

O objetivo desse trabalho é construir um sistema capaz de rastrear pessoas em uma sequência de imagens adquiridas por uma câmera com sensibilidade no espectro infravermelho, em um determinado ambiente. Esse rastreamento é feito no plano da imagem, sem levar em consideração a localização da pessoa no espaço 3D. Portanto, o interesse do trabalho está em extrair informações térmicas considerando apenas o plano da imagem e utilizá-las como entrada para um sistema de rastreamento.

1.1.1 Objetivos Específicos

Para alcançar o objetivo, serão necessários alguns passos como os listados a seguir:

- Fazer a captura de imagens térmicas em um ambiente controlado, utilizando a câmera termográfica (do Departamento Acadêmico de Mecânica DAMEC);
- Desenvolver uma aplicação de leitura e exibição de *frames* utilizando a biblioteca OpenCV;
- Executar o método de Limiarização para a extração do objeto da imagem, e assim identificar o objeto de interesse;
- Executar o algoritmo do Filtro de Partículas para encontrar a rota do objeto de interesse no plano da imagem.

1.2 JUSTIFICATIVA

Com o rastreamento, é possível determinar a movimentação de algum objeto de interesse em alguns ambientes específicos, como por exemplo; determinar o

caminho percorrido por uma pessoa em um aeroporto ou terminais de ônibus. Nesse tipo de ambiente em que a rotatividade de pessoas é grande, a possibilidade de contaminação é potencialmente grande. Dessa forma, um sistema capaz de observar as temperaturas das pessoas seria de grande interesse científico e também por parte das entidades de saúde (PORTAL BRASIL, 2017).

Com o rastreamento de pessoas é possível determinar sua movimentação ao longo do tempo. Com isso, é possível analisar sua trajetória, facilitando por exemplo a análise técnica do movimento de um atleta durante a prática dos exercícios (BUSTAMANTE, 2015).

A utilização de imagens térmicas nesse problema de rastreamento, pode facilitar na detecção do objeto de interesse de forma mais simples, uma vez que a informação obtida nas imagens térmicas são os valores de temperatura do ambiente. Com esse valor é possível diferenciar as pessoas do ambiente a sua volta, devido ao fato do corpo humano ter uma temperatura mais elevada em relação ao ambiente.

1.3 TRABALHOS RELACIONADOS

Nessa seção é apresentado alguns trabalhos que foram desenvolvidos com o objetivo de rastreamento, porém esses trabalhos não utilizam imagens térmicas no rastreamento. Contudo, existe na literatura, trabalhos que mostram a importância de utilizar imagens infravermelhas. A seguir, são apresentados alguns trabalhos que abordam o problema do rastreamento de pessoas e aplicabilidade de imagens infravermelhas.

Bem (2007), mostra em seu trabalho, a utilização do rastreamento em uma sequência de imagens, onde não se tem muita informação do objeto a ser rastreado. Ele mostra que é possível rastrear objetos em uma sequência de imagens mesmo sem ter muitas informações, mas devido à falta de informações o rastreador não rastreia apenas um tipo de objeto, mas é possível rastrear vários tipos. Os exemplos utilizados para testes foram: formas geométricas, pessoas e robôs moveis. Com esse rastreador é possível identificar as movimentações que ocorrem na sequência de imagens, o que é bom quando não se tem muita informação do objeto a ser rastreado.

Graciano (2007), em seu trabalho de rastreamento de objetos em vídeos digitais, apresenta como é possível fazer o reconhecimento de um objeto e seu rastreamento ao longo do tempo. Graciano (2007) utilizou para o reconhecimento uma abordagem baseada em modelo, onde é necessário um conhecimento prévio dos objetos para que o sistema os rotule baseados nos modelos conhecidos. Com isso é possível identificar e rastrear os objetos já conhecidos na sequência de imagens, ignorando outros objetos que não atenda aos requisitos impostos.

Oliveira (2016) utilizando a abordagem de reconhecimento baseada em modelo, mostra a detecção de pessoas em imagens captadas por um veículo aéreo não tripulado. Para isso é testado métodos de aprendizagem de máquina, para o reconhecimento das pessoas nas imagens aéreas.

Andriluka, Roth e Schiele (2008), mostra a detecção e o rastreamento de pessoas na sequência de imagens. Para isso, é feito a detecção da articulação de cada indivíduo na sequência de imagens. A articulação de cada indivíduo é determinada com base em características locais que modelam a aparência de cada parte do corpo.

Morais (2012), através do reconhecimento de pessoas em imagens digitais, faz o rastreamento de jogadores de Futebol de Salão. Esse rastreamento determina a trajetória percorrida pelos jogadores em quadra, assim podendo ajudar em uma análise sobre o desempenho dos jogadores em quadra.

Até o presente momento não se conhece muito sobre o problema do rastreamento de pessoas em imagens infravermelhas. Contudo Sanches (2009), mostra a importância que imagens térmicas podem ter na área da Saúde, uma vez que através da termografia por imagens infravermelhas, é possível realizar um diagnóstico de forma não-invasiva capaz de avaliar a variação de temperatura. Com isso, cria uma nova metodologia fundindo imagens de ressonância magnética 3D com infravermelhas 2D, resultando em uma imagem térmica que auxilia no diagnóstico de doenças que podem afetar o mapeamento térmico da superfície do corpo.

A termografia pode auxiliar no diagnóstico de lesões musculares pós-treino de atletas, como mostra Bandeira (2012). Uma vez que lesões musculares causa inflamação e a inflamação gera calor devido ao aumento do metabolismo local. Com isso, é possível avaliar o nível de inflamação através da variância da temperatura.

Neves e Reis (2014), descreve os principais fundamentos para se trabalhar com termografia para o acompanhamento de treinamentos desportivos. Para isso, eles apresentam como analisar termogramas e como fazer a aquisição das imagens. Esse processo é aplicado para na área médico-desportiva em aplicações como para diagnosticar lesões musculares e esqueléticas, avaliação na recuperação muscular entre outras.

1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

Esse trabalho está estruturado da seguinte forma. No Capítulo 1 é apresentado a ideia do trabalho, sua motivação e os objetivos. No Capítulo 2 são apresentados métodos conhecidos na literatura que abordam o problema de rastreamento em imagens e técnicas de detecção de objetos. O Capítulo 3 mostra a metodologia utilizada para o desenvolvimento do trabalho e por último, no Capítulo 4, são apresentados os resultados obtidos com o desenvolvimento desse trabalho.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Esse capítulo apresenta alguns conceitos sobre processamento de Imagens para o entendimento do problema abordado no trabalho, definindo características importantes para o entendimento do trabalho como um todo.

2.1 IMAGENS

Uma imagem pode ser definida como uma função bidimensional, $f(x,y)$, onde x e y são as coordenadas espaciais, e os valores resultantes possíveis da função f de qualquer par de coordenadas (x,y) é chamada de intensidade ou nível de cinza da imagem nesse ponto. Quando (x,y) e a intensidade do valor de f são todos valores finitos e com quantidades discretas, essa imagem pode ser chamada de imagem digital (GONZALEZ e WOODS, 2008).

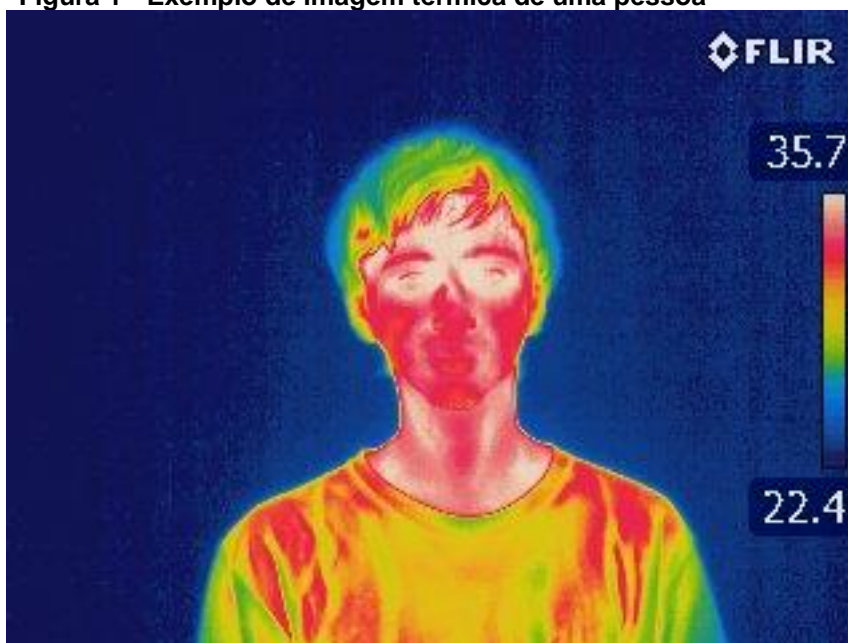
2.2 IMAGENS TÉRMICAS

As imagens térmicas são captadas por uma câmera que utiliza a energia térmica. Essas câmeras são conhecidas como câmeras térmicas. As câmeras térmicas não necessitam de luz normal para realizar uma captura de imagem (a luz que se vê a olho nu) (FLIR, 2011). Uma vez que essas câmeras, diferente das câmeras normais, utilizam a faixa do infravermelho que fornece uma imagem da distribuição de temperatura da superfície dos objetos na imagem. As câmeras térmicas utilizam sensores com resposta na faixa do infravermelho para converter a radiação térmica emitida pela superfície dos objetos, em sinais elétricos (SANCHES, 2009) e assim construir a imagem.

Essa imagens captadas por uma câmera com sensibilidade infravermelha são representadas por matrizes de números reais, onde o valor no ponto (x,y) representa o valor da temperatura captada naquele ponto. Com isso, é possível representar a imagem infravermelha em tons de cinza, onde o valor da temperatura de cada ponto (x,y) da matriz, representa um pixel da imagem em escala de cinza.

Sabendo que o olho humano tem maior sensibilidade às cores diferente da escala de cinza, pode-se aplicar uma paleta de cores à imagem térmica, e com isso, obtém-se uma melhor visualização. A Figura 2 mostra um exemplo de imagem térmica usando uma paleta de cores que vai do azul ao vermelho. Nessa paleta, as cores com tonalidades azuis são áreas mais frias e as cores com tonalidades vermelhas e brancas são áreas mais quentes.

Figura 1 - Exemplo de imagem térmica de uma pessoa

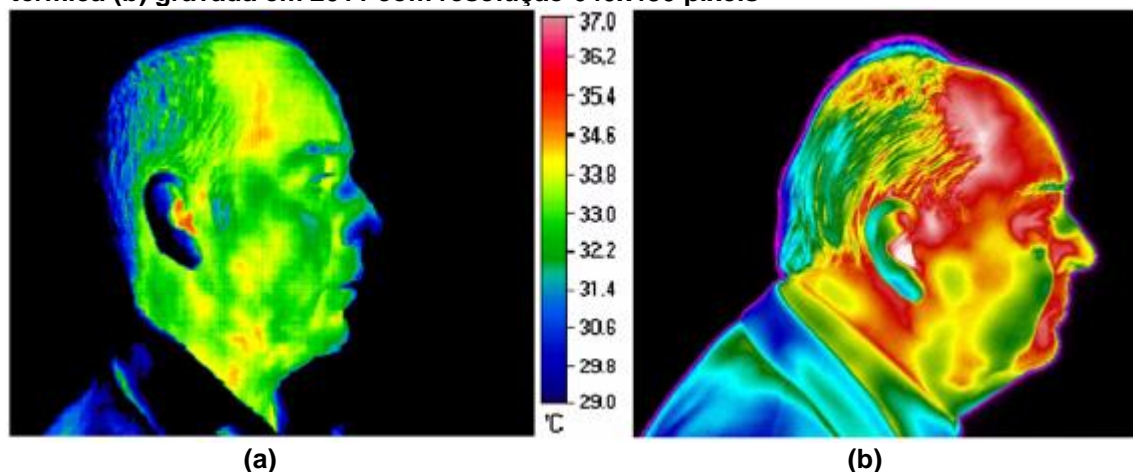


Fonte: Autoria própria

Como observado na Figura 1, o corpo tem uma temperatura mais elevada comparada ao ambiente. Além disso, é possível notar que a parte onde a camiseta cobre a pele, tem a temperatura reduzida uma vez que esconde a pele e retém um pouco o calor.

Segundo RING e AMMER (2011), houve um progresso considerável na performance dos equipamentos de imagens infravermelhas nos últimos tempos, resultando em uma maior precisão da distribuição de temperatura da superfície do corpo, facilitando o entendimento da distribuição da temperatura corporal.

Figura 2- Imagem térmica (a) capturada em 1995 com resolução de 320x240 pixels; Imagem térmica (b) gravada em 2011 com resolução 640x480 pixels



Fonte: RING e AMMER (2011)

A Figura 2 demonstra a diferença entre uma imagem térmica capturada em 1995 com uma imagem térmica capturada em 2011 com uma câmera com configurações de melhor performance. Como pode-se observar, com esse progresso na tecnologia é possível perceber com mais precisão a temperatura corporal do indivíduo.

Essa tecnologia de imagens térmicas é bastante utilizada na medicina (LAHIRI et al., 2012). Segundo RING e AMMER (2011), a associação entre a temperatura do corpo humano e a doença é quase tão antiga quanto a medicina. Por gerações os médicos tiveram que confiar no termômetro clínico, um termômetro simples que mede uma faixa estreita de temperatura corporal, essa faixa está próxima a 37 °C. O nível de temperatura é medido em uma cavidade como a boca, e é principalmente utilizado para a detecção de febre (RING; AMMER, 2011).

Com a tecnologia de imagens térmicas, é possível ter uma medição da temperatura de forma mais rápida, com a facilidade dessa medição ser feita de forma não invasiva. O trabalho de AKSENOV et al. (2003) mostra a utilização desse recurso de imagens térmicas para criar uma nova tecnologia não invasiva, cuja função seja detectar inflamações de forma mais rápida. As imagens térmicas, além de trazer a informação da temperatura de forma mais rápida, também mostra a distribuição de temperatura no plano da imagem, onde pode conter apenas uma parte do corpo de uma pessoa, uma pessoa inteira ou até mesmo várias pessoas.

Essa facilidade de obter valores de temperatura corporal, pode ajudar no controle de proliferação de doenças como a gripe (BERTOLLI FILHO, 2003), uma vez que é possível determinar se uma pessoa está febril. Isso é possível a partir de

uma análise de imagens térmicas em um ambiente com bastante rotatividade de pessoas.

Com o intuito de ajudar esse controle, o rastreamento de pessoas em imagens térmicas ajudará a determinar a localização de uma pessoa no plano da imagem, uma vez que a informação obtida pelo rastreador é a localização da pessoa ao longo do tempo que ela permanece no plano da imagem. Com isso é possível realizar múltiplas medições da temperatura, tendo assim uma maior confiança nas medições, com isso determinar se uma pessoa está febril.

2.3 PROCESSAMENTO DE IMAGENS DIGITAIS

Segundo Gonzalez e Woods (2008), uma imagem digital é um conjunto finito de elementos chamados *pixels* (*Picture elements* ou elementos de imagem) representados em forma de uma matriz bidimensional $M \times N$, onde M representa o número de linhas e N o número de colunas. Nesta matriz de pixels, é possível aplicar métodos matemáticos para melhorar a visualização do objeto de interesse.

Um dos métodos normalmente usados é a segmentação, onde o método serve para separar em dois ou mais grupos os objetos. Essa separação é feita com base em comparações, de forma que aqueles com as características parecidas ficam em um grupo. Essas características são definidas utilizando um critério de separação que será explicado melhor na seção seguinte.

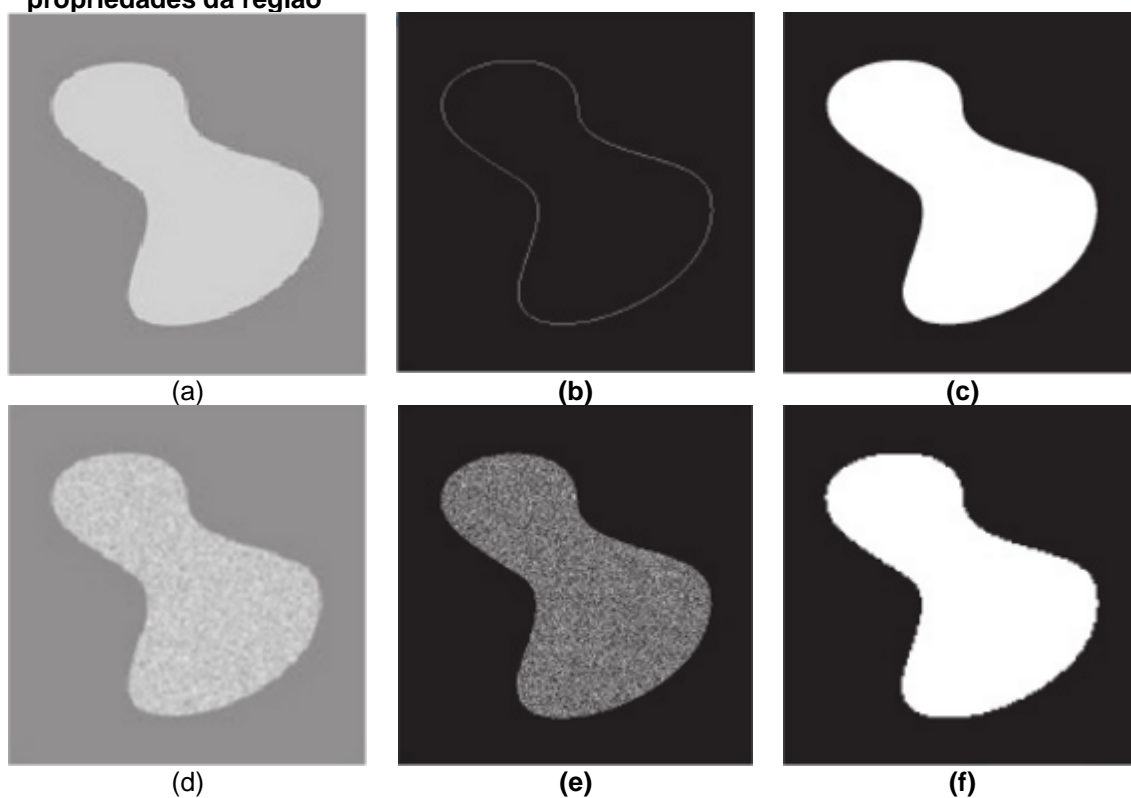
2.3.1 Segmentação

O termo segmentação é utilizado para referenciar a divisão de algo em partes separadas ou segmentos. Em processamento de imagens, o método de segmentação é uma análise de imagens com o objetivo de particionar um segmento dentro de uma região que representa a parte física principal (SANCHES,2009).

Segundo Ballard (1982), a ideia da segmentação tem raiz em estudos psicológicos de Gestalt, que descobriu que os seres humanos desenvolvem um agrupamento visual baseado em características como similaridade, continuidade e proximidade. Na visão computacional, a segmentação é entendida como a extração de parâmetros que permitem associar regiões da imagem com objetos na cena.

Os algoritmos de segmentação de imagens em níveis de cinza, segundo Neves (2001), são baseados em uma das duas propriedades: descontinuidade e similaridade. Na descontinuidade, a abordagem é particionar uma imagem baseando-se nas mudanças abruptas no nível de cinza, já a similaridade é baseada na agregação de pixels em função da sua semelhança com os pixels vizinhos (Gonzalez e Woods, 2008). A Figura 3 demonstra essas propriedades.

Figura 3 - Exemplo de segmentação onde a imagem (a) contém uma região de intensidade constante, a imagem (b) mostra a fronteira da região interior, essa fronteira é obtida a partir das descontinuidades de intensidade, a imagem (c) é o resultado da segmentação da imagem em duas regiões, a imagem (d) contém uma região com textura. Imagem (e) é o resultado do cálculo da borda e por fim a imagem (f) que é o resultado da segmentação baseada nas propriedades da região



Fonte: Gonzalez e Woods (2008)

Na Figura 3, é mostrado um exemplo de segmentação, que contém várias imagens que podem ser divididas em dois conjuntos, as imagens (a),(b) e (c) formam o primeiro conjunto, onde demonstra um exemplo de segmentação aplicando o conceito de descontinuidade, e o segundo conjunto (d),(e) e (f), onde demonstra um exemplo de segmentação que utiliza o conceito de similaridade. Onde pode-se observar nas imagens centrais (b) e (e) uma grande diferença nos resultados da aplicação do cálculo de bordas, onde a imagem (b) contém apenas uma borda separando os dois objetos e na imagem (e) contendo um grande número

de pequenas bordas conectadas à fronteira original, o que torna difícil encontrar um limite único utilizando apenas a informação das bordas (GONZALEZ; WOODS, 2008).

Nesse trabalho será considerada a segmentação por similaridade, devido a utilização de imagens térmicas, onde os valores dos pixels são referentes ao valor da temperatura naquele ponto. Logo, ao tentar aplicar segmentação em imagens termográficas, a separação de pessoas contidas na imagem será baseada na diferença de temperatura do corpo humano em relação ao ambiente em sua volta. Por exemplo em um corredor entre salas, onde não tem equipamentos que emitem calor, o corpo humano, por ter uma temperatura acima do ambiente, acaba sendo destacado.

2.3.2 Limiarização

O processo de segmentação pode ser aplicado em uma imagem para a diferenciação de objetos, e conseqüentemente facilitando sua análise (SZELISKI, 2010). Com isso, cada um dos pixels em uma mesma região é similar com base em algumas propriedades computacional, como cor, intensidade, textura ou continuidade.

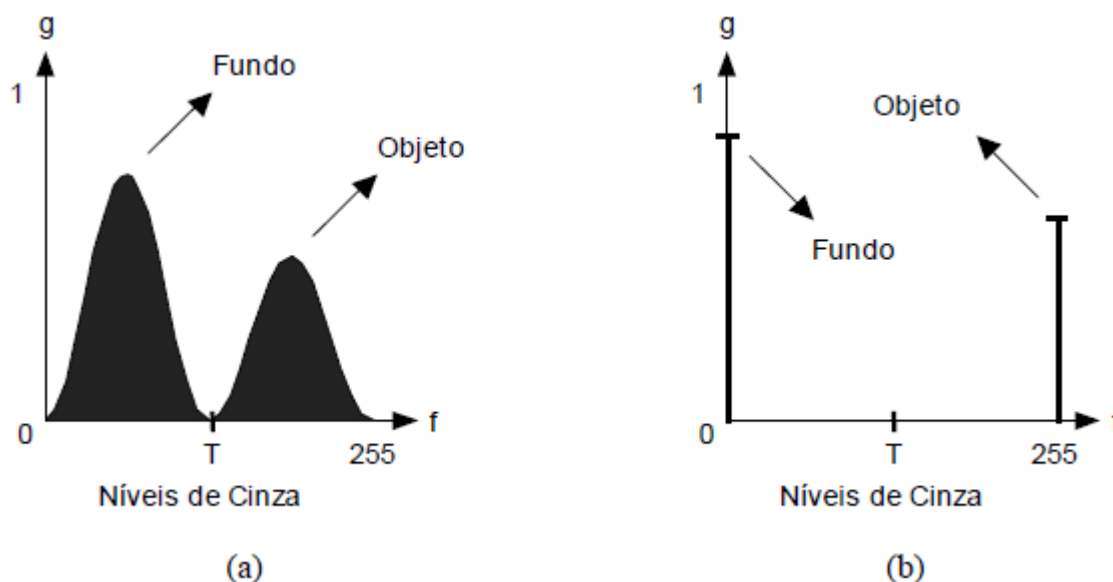
Segundo Monteiro e Conci (2001), a limiarização ou binarização é o método mais simples de segmentação de imagens, que consiste em separar uma imagem em regiões de interesse e não interesse através da escolha de um ponto de corte (número que definirá a divisa entre as regiões de interesse e não interesse). Segundo Marques e Vieira (1999), o processo de limiarização consiste em separar as regiões de uma imagem quando esta apresenta duas classes (o fundo e o objeto). A forma mais simples de limiarização em imagens com apenas uma banda de cor, é converter os valores dos pixels cujo valor é maior ou igual a um certo valor limiar (T) em brancos e os demais em preto. Matematicamente, a operação de limiarização pode ser descrita como uma técnica na qual uma imagem de entrada $f(x, y)$ com N níveis de cinza produz como saída uma imagem $g(x, y)$, cujo número de níveis de cinza é menor que N . Normalmente, $g(x, y)$ apresenta 2 níveis de cinza, sendo:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{se } f(x, y) \geq T \\ 0 & \text{se } f(x, y) < T, \end{cases} \quad (1)$$

onde os pixels rotulados com valor um (1) correspondem a um objeto e os pixels rotulados com valor zero (0) correspondem ao outro objeto, pode-se considerar os objetos com valor (1) sendo o objeto de interesse e o (0) como fundo, ou vice-versa.

Um método de determinar o valor de (T) é através do histograma, esse método consiste na escolha de um limiar dentre diversos pontos situados em uma região de vale (MARQUES; VIEIRA; 1999).

Figura 4 – Limiarização por histograma. (a) representa histograma da imagem original, (b) histograma da imagem Limiarizada.



Fonte: Marques e Vieira (1999)

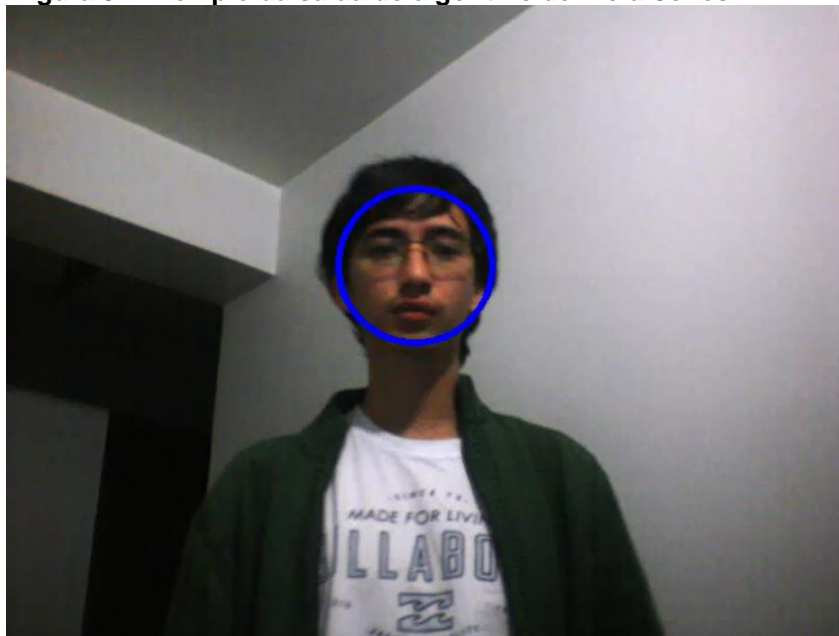
A Figura 4 mostra um exemplo de como utilizar o histograma na determinação do valor de (T), onde na imagem (a) mostra o histograma original com dois picos e um vale. Com isso determina que a posição que melhor separa esses objetos é um ponto localizado na região vale entre eles, resultando na imagem (b) que contém o histograma da imagem binarizada, que pode-se perceber que os valores é 0 ou 255.

2.3.3 Viola-Jones

O algoritmo conhecido como Viola-Jones é um método de detecção de faces em tempo real criado por Viola e Jones (VIOLA; JONES, 2003), que segundo MORAIS (2012), pode ser perfeitamente adaptável para a detecção de outros tipos de objetos de interesse como por exemplo a detecção de pessoas. O que determina qual objeto o método de busca deverá detectar, é o passo de treinamento que antecede a detecção. A etapa de treinamento deverá conter um conjunto de

exemplos de objetos de interesse e outro conjunto de resultado. O resultado do método é um conjunto de círculos em coordenadas da imagem, onde cada um deles delimita uma detecção do método. A figura 4 representa uma detecção do algoritmo de Viola-Jones.

Figura 5 - Exemplo da saída do algoritmo de Viola-Jones



Fonte: Autoria própria

A Figura 5 contém o rosto de uma pessoa delimitado por uma circunferência, onde a parte interna da circunferência encontra-se o resultado do algoritmo de Viola-Jones para detecção de faces. Como na imagem contém apenas uma pessoa, o resultado da detecção é apenas um rosto, e conseqüentemente há apenas uma circunferência delimitando esse rosto. Sendo assim, caso haja outras pessoas na imagem, o algoritmo detectaria a ocorrência dos rostos adicionais.

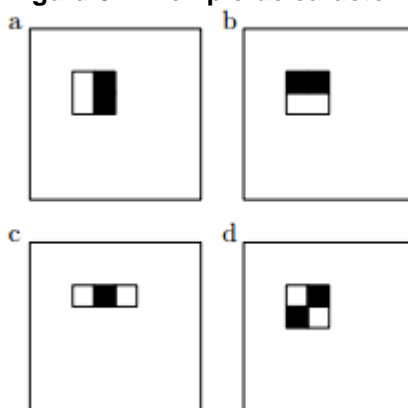
Segundo Araujo (2010), o algoritmo é composto de três partes:

- representação da imagem em um espaço de características baseadas nos filtros de Haar com o auxílio da “imagem integral”;
- a montagem de um classificador baseado em *Boosting* capaz de selecionar as características mais relevantes;
- combinação em cascata destes classificadores.

Na primeira etapa, é utilizado o filtro de Haar, onde é utilizado formas retangulares colocadas sob a imagem, essas formas podem ser brancas ou pretas. A partir dessas formas, é determinado uma característica através de um cálculo feito com os pixels na área dos retângulos. Esse cálculo é feito através da diferença entre

a soma de todos os valores das áreas retangular branca e preta do modelo utilizado. A Figura 6 mostra exemplos de modelos.

Figura 6 - Exemplo de características utilizadas no Viola-Jones



Fonte: Araujo (2010)

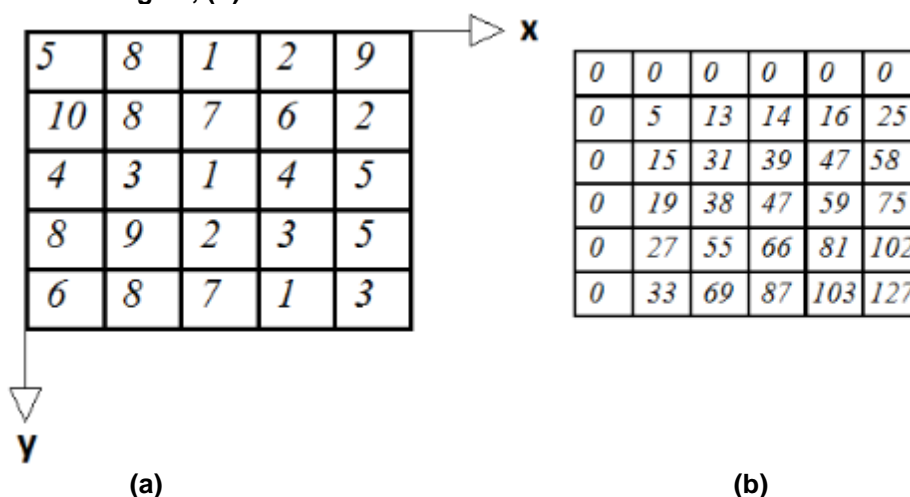
Na Figura 6, é mostrado exemplos de modelos que determinam características no algoritmo de Viola-Jones, para o cálculo da subtração das áreas, a imagem integral é de grande ajuda, uma vez que, a partir dela é possível calcular a soma de qualquer área retangular contida na imagem utilizando apenas quatro pontos (ARAUJO, 2010).

A imagem integral é obtida a partir dos valores dos pixels da imagem original. De forma que para cada pixel é feito a soma dos pixels a esquerda e acima, resultando na imagem integral (Toscano, 2011). Matematicamente isso é dado pela equação:

$$I(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y') \quad (2)$$

Esse cálculo pode ser entendido mais facilmente através do exemplo contido na Figura 7. Onde na imagem (a) contém uma tabela, que representa uma imagem em escala de cinza, onde o valor de cada célula da tabela é a representação do *pixel* da imagem, e a imagem (b) é a sua imagem integral.

Figura 7 - Exemplo do cálculo da imagem integral. (a) matriz representativa de uma imagem, (b) matriz com uma linha e uma coluna adicional com valor zero.



Fonte: (Toscano, 2011)

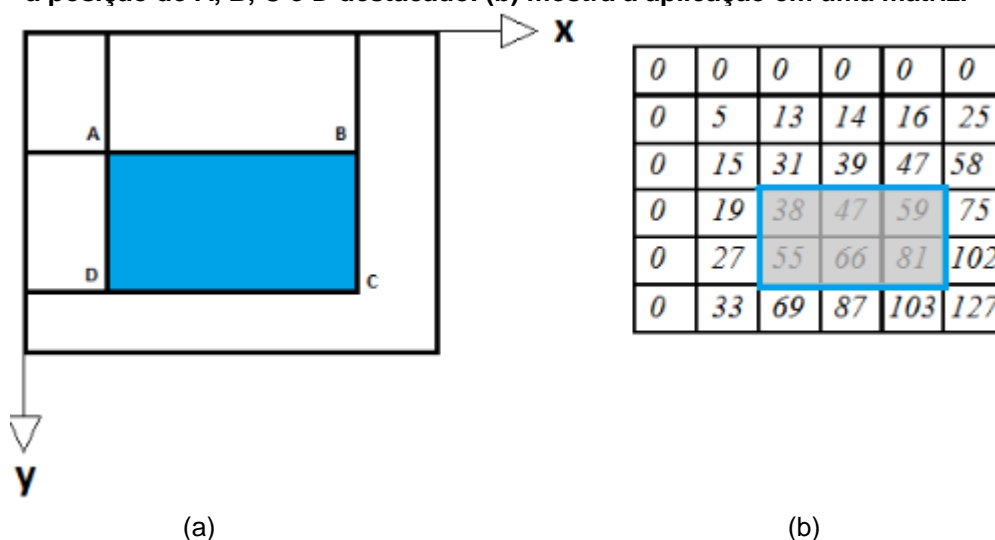
Como é possível observar na Figura 7, para o cálculo da imagem integral é adicionado uma linha e coluna adicional com valor 0, isso é feito para que se possa realizar o cálculo nos limites da imagem, já que o valor é obtido pela soma de células anteriores (TOSCANO, 2011).

Com a imagem integral, o cálculo da soma dos valores de qualquer região retangular da imagem é dado pela equação:

$$SOMA = A + C - (B + D) \quad (3)$$

onde os valores de A, B, C e D é representado na Figura 8.

Figura 8 - Representação de como utilizar a imagem integral para a soma dos valores em uma área retangular. (a) em azul tem-se a área retangular que deseja calcular, com a posição de A, B, C e D destacado. (b) mostra a aplicação em uma matriz.



Fonte: (Toscano, 2011).

A Figura 8 contém a representação de como utilizar imagem integral para realizar a soma através da equação apresentada, e a imagem (b) na Figura 8,

contém uma área destacada onde para realizar a soma dessa área aplicando a formula resulta em:

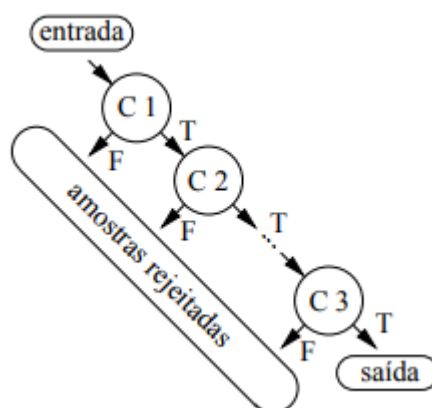
$$SOMA = 15 + 81 - (47 + 27) = 22 \quad (4)$$

A segunda etapa é o treinamento do algoritmo, onde são utilizadas várias imagens com a característica desejada que o algoritmo identifique e várias imagens sem essa característica. Essas imagens são as amostras do algoritmo e para cada amostra é rotulado com o valor de um ou zero, onde um representa que essa imagem contém a característica e zero para não contém.

Devido ao grande número de características encontradas pelo algoritmo, é necessário aplicar uma seleção das características mais relevante. Para esta seleção é utilizado o algoritmo de AdaBoost, onde é ajustado um conjunto de classificadores que correspondem a uma característica em cada iteração (ARAUJO, 2010).

A terceira etapa é a combinação dos classificadores na forma de uma árvore degenerada, também conhecida como cascata de classificadores (ARAUJO, 2010).

Figura 9 – Cascata de classificadores.



Fonte: Araujo (2010)

A Figura 9, mostra o funcionamento da cascata de classificadores, onde dada uma amostra de entrada, é feita comparações com vários classificadores e ao validar a comparação do ultimo classificador o objeto de entrada é classificado como objeto de interesse. Caso a comparação falhe em algum dos classificadores, a amostra é rejeitada e termina as comparações.

2.3.4 Morfologia Matemática

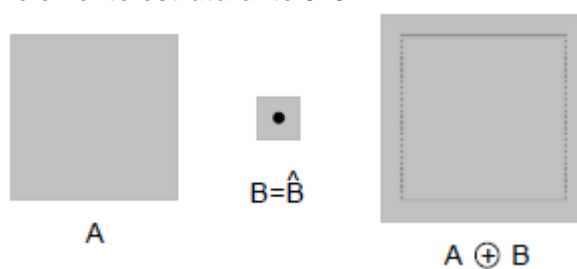
A morfologia matemática pode ser aplicada em várias áreas de processamento e análise de imagens, com objetivos tão distintos como realce, filtragem, segmentação, detecção de bordas, esqueletização, afinamento, dentre outras (MARQUES; VIEIRA; 1999).

O princípio básico da morfologia matemática consiste em extrair as informações relativas à geometria e à topologia de um conjunto desconhecido (uma imagem), pela transformação através de outro conjunto completamente definido, chamado elemento estruturante (FACON, 1996).

Através de um elemento estruturante é possível realizar algumas transformações na imagem, as transformações utilizadas nesse trabalho são conhecidas como abertura e fechamento. As operações de abertura e fechamento, são baseadas nas transformações de dilatação e erosão.

A Dilatação consiste em expandir o elemento do conjunto A por B, onde o conjunto B é o elemento estruturante.

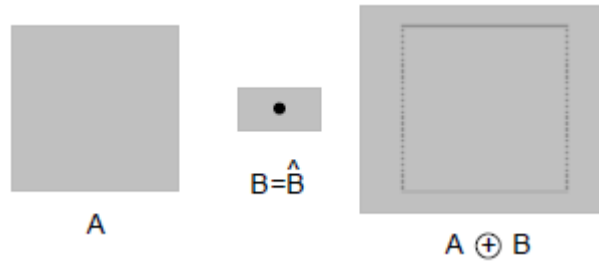
Figura 10 – exemplo de aplicação da dilatação utilizando um elemento estruturante 3x3



Fonte: Marques e Vieira (1999)

Pode-se perceber na Figura 10, que ao aplicar o método de dilatação de B em A, o resultado foi o aumento do elemento A em um bloco. Isso acontece devido ao formato que o elemento estruturante B tem. O funcionamento da dilatação de A por B, acontece de forma que ao deslizar o elemento estruturante B sobre imagem $f(x, y)$ que contém o conjunto A, como resultado é obtido uma imagem $g(x, y)$. Essa nova imagem $g(x, y)$ é gerada de forma que, para cada par de coordenada percorrido por B em $f(x, y)$, é atribuído o valor 1 para $g(x, y)$ caso $A \cap B \neq \emptyset$ e 0 caso contrário (FACON, 1996).

Figura 11 - exemplo de aplicação da dilatação utilizando um elemento estruturante 3x5

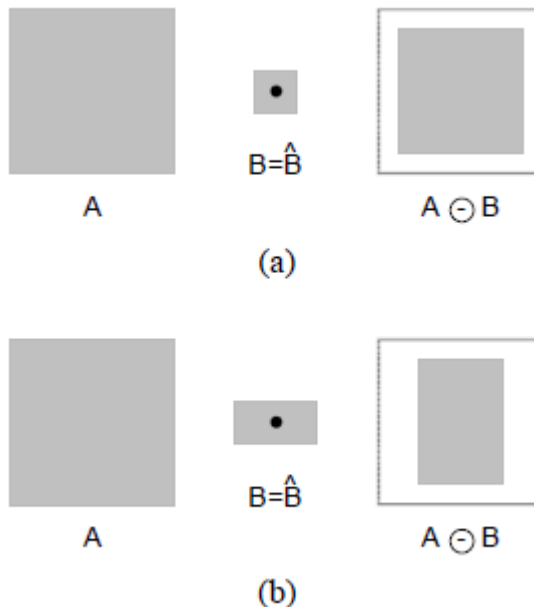


Fonte: Marques e Vieira (1999)

A Figura 11, mostra um exemplo de dilatação utilizando como elemento estruturante um retângulo de tamanho três por cinco. Pode-se observar que o resultado da dilatação de A por B diferente da Figura 10, está expandida em dois blocos nas laterais e um bloco na base e no topo.

A erosão consiste em reduzir o elemento A por B. Onde B é o elemento estruturante. A operação de erosão gera a nova imagem de forma que, quando o elemento B está contido em A a função $g(x, y)$ recebe 1, caso contrário 0.

Figura 12 - exemplo de aplicação da erosão. (a) utilizando um elemento estruturante 3x3, (b) utilizando um elemento estruturante 3x5



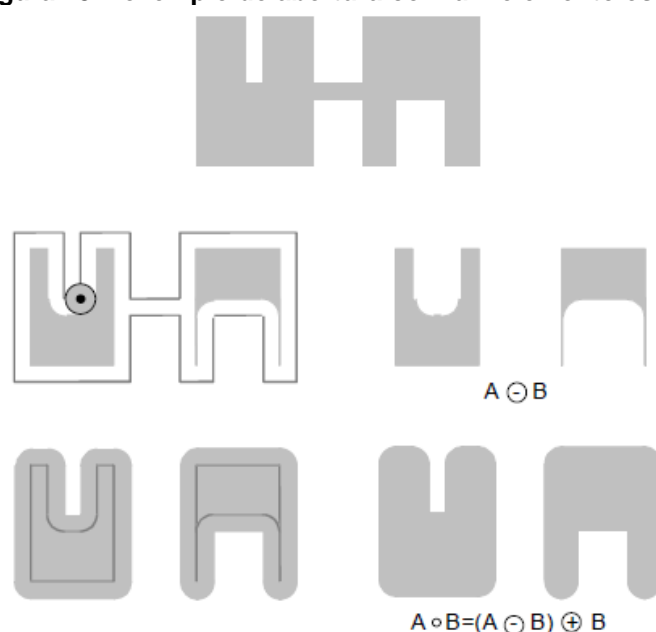
Fonte: Marques e Vieira (1999)

A Figura 12 mostra o resultado da erosão de A por B, onde na imagem (a) é aplicado um elemento estruturante de forma quadrada com altura três, que ocasiona na redução de um bloco nas bordas do conjunto A. Em (b) é aplicado um elemento estruturante de forma retangular de altura três e largura cinco.

As transformações de Abertura e fechamento consiste na aplicação das operações de erosão e dilatação, executadas uma após a outra. A abertura é utilizada para suavizar o contorno da imagem, separar objetos com uma conexão pequena e eliminar a ocorrência de objetos pequenos. O fechamento, por outro lado junta objetos com pequenas quebras, alarga conexões pequenas e elimina pequenos buracos no objeto.

A operação de abertura consiste em realizar uma transformação de erosão seguida da dilatação, e o fechamento consiste em realizar uma transformação de dilatação seguida da erosão.

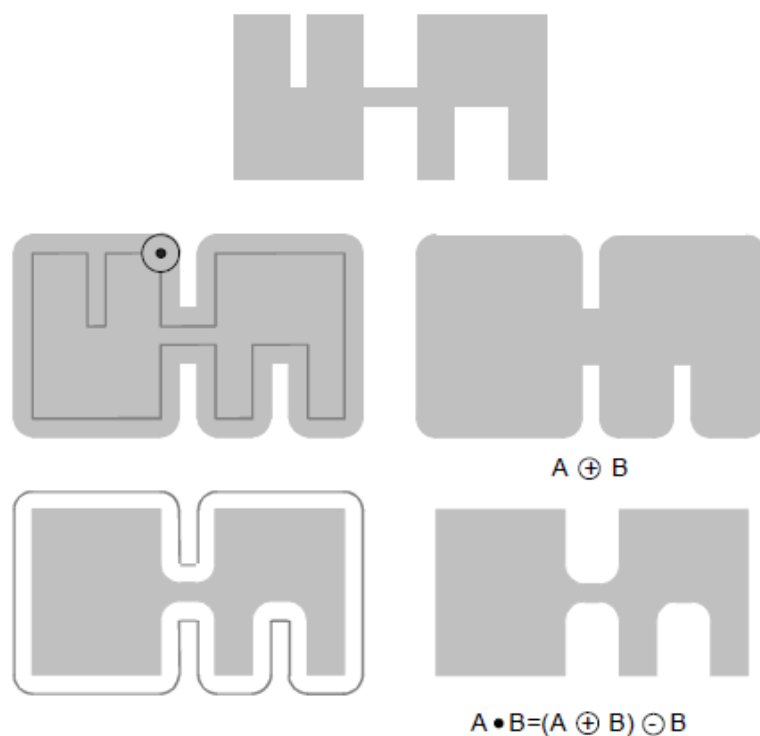
Figura 13 – exemplo de abertura com um elemento estruturante circular



Fonte: Marques e Vieira (1999)

A figura 13 mostra o resultado da aplicação do método de abertura em um objeto retangular com ruído. Percebe-se que após aplicar a erosão a conexão entre os retângulos acaba desaparecendo, com o resultado da erosão de A por B é aplicado uma dilatação, resultando em um retângulo com as bordas suavizadas.

Figura 14 – exemplo de fechamento com um elemento estruturante circular



Fonte: Marques e Vieira (1999)

A figura 14 mostra a aplicação do método de fechamento em um objeto retangular com ruído. Ao executar a operação de dilatação percebe que os objetos quase se unem e um deles está com o buraco fechado, após é feita uma erosão fazendo com que a distância entre os objetos volte a original.

2.4 RASTREAMENTO DE OBJETOS

O rastreamento visual de objetos consiste em basicamente estabelecer relações temporais entre objetos alvo de quadros consecutivos de vídeos, ou seja, identificar na sequência de quadros de um vídeo, a localização dos objetos alvo detectados no quadro anterior (COSTA, 2008).

Van Kaick et al. (2001) em seu trabalho, utiliza o rastreamento para o controle de múltiplos agentes autônomos em um futebol de robôs, onde segundo ele, o domínio de futebol de robôs é bastante complexo e dinâmico, uma vez que os agentes são capazes de realizar ações individuais e colaborativas para a execução de tarefas.

No problema de rastreamento de múltiplos agentes de Van Kaick et al (2001), o rastreamento serve para a orientação dos robôs, de forma a ajudar nas tomadas de decisões. Além da ajuda nas tomadas de decisões de sistemas autônomos, o rastreamento pode ter outras funcionalidades dependendo do contexto, como por exemplo; uma análise mais detalhada dos movimentos de atletas; o caminho percorrido por pessoas em uma corrida; entre outras coisas.

Para rastrear objetos, alguns filtros utilizam métodos estatísticos para prever o comportamento de séries modeladas por variáveis aleatórias, como mostra o trabalho de OLIVEIRA (2008). O objetivo era criar um algoritmo que trata problemas onde o objeto sendo detectado acaba ficando totalmente obstruído, e para solução desse problema foi proposta uma adaptação do Filtro de Partículas, que será explicado posteriormente, utilizando métodos de probabilidade e estatística para determinar a trajetória do objeto.

Nesse trabalho, o foco do rastreamento é a obtenção da localização de uma pessoa no plano da imagem térmica, de forma que seja possível dizer o caminho percorrido pela mesma. Truzzi et al. (2010) em seu trabalho apresentou uma aplicação parecida, entretanto, utilizou imagens radiométricas convencionais. Sua intenção é dizer a localização de pessoas no plano da imagem ao longo do tempo, de forma que a partir da informação da localização das pessoas, analisar seus movimentos. Contudo no rastreamento de pessoas em imagens infravermelhas, além da informação da movimentação dos indivíduos, é possível dizer através do calor emitido pela superfície de sua pele se ela está em um estado febril, e consequentemente determinar se a mesma teve contato com outras pessoas através da análise de sua movimentação.

Alguns trabalhos utilizam métodos diferentes para o rastreamento. As seções seguintes apresentam brevemente o filtro de Kalman e em seguida o filtro de partículas.

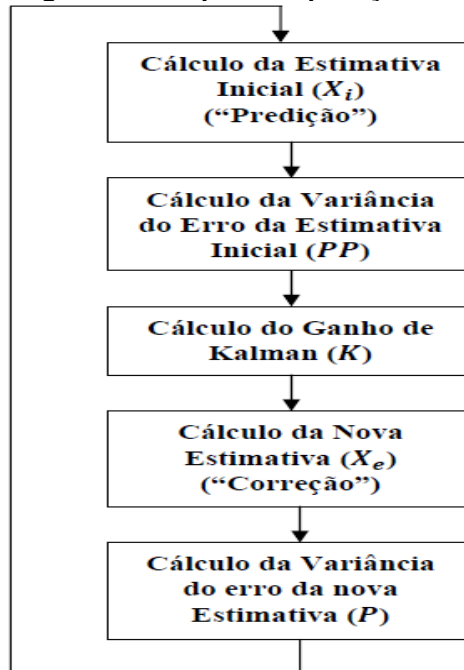
2.4.1 Filtro de Kalman

O filtro de Kalman é um filtro que inicialmente descreve uma solução recursiva para problemas de filtragem linear de dados discretos (KALMAN, 1960). Segundo Vinhal et al (2013), o filtro de Kalman é conhecido como um conjunto de equações matemáticas que oferece uma solução computacional eficiente, que

estima os estados de um sistema linear dinâmico perturbado por um ruído gaussiano. O filtro tenta minimizar o erro médio quadrado, que é a diferença entre o estado predito e o estado atual.

Para fazer uma estimativa, o Filtro de Kalman passa por várias etapas. A Figura 15, apresenta as etapas executadas na ordem e após a quinta etapa, o método repete todo o processo.

Figura 15 - Etapas da aplicação do Filtro de Kalman



Fonte: Aquino e Araújo (2010)

Como mostra o trabalho de Aquino e Araújo (2010), essas etapas têm como objetivo, calcular uma estimativa ao longo do tempo, utilizando informações de erro da estimativa anterior para aprimorar o cálculo da nova estimativa, onde:

1. Na primeira etapa calcula uma estimativa inicial, para isso, utiliza a estimativa anterior vezes a constante do sistema linear (a) para calcular uma nova estimativa. Para a primeira estimativa por não saber a estimativa anterior é feita uma estimativa aleatória;
2. A segunda etapa, calcula a variância da estimativa inicial a partir do cálculo da variância da estimativa anterior, com a variância da nova estimativa e a constante do sistema linear. Como na primeira etapa, na primeira estimativa não se sabe a anterior para o cálculo;
3. A terceira etapa, calcula o ganho de Kalman, que é utilizado para o cálculo da nova estimativa;

4. A quarta etapa calcula a nova estimativa utilizando a estimativa inicial, com o ganho e o valor de entrada do filtro, que é a localização real do objeto de interesse;
5. A quinta etapa calcula a variância da nova estimativa com base na estimativa inicial, a variância do erro da localização real do objeto e com o ganho de Kalman.

Uma das utilidades desse método é na robótica Móvel, como mostra o trabalho de Silva (2014), que faz uma comparação entre a utilização do filtro de Kalman e o filtro de partículas aplicando para localizar um robô móvel. No trabalho o autor conclui que o filtro de Kalman tem um melhor desempenho apenas em sistemas lineares com ruídos gaussianos, enquanto o filtro de partículas pode ser utilizado em problemas sem ruídos gaussianos.

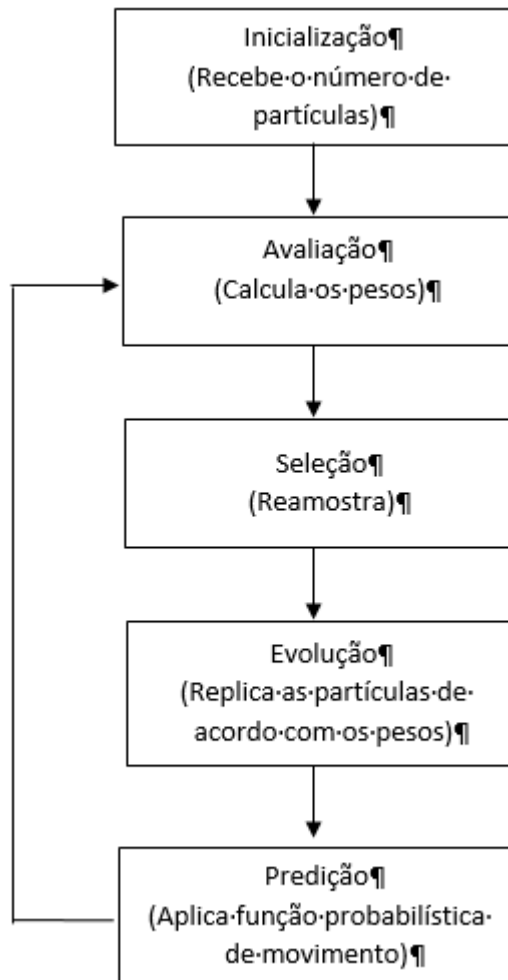
2.4.2 Filtro de Partículas

O filtro de partículas utiliza um modelo de espaço de estado mais flexível e geral quando comparado com o filtro de Kalman. O filtro de partículas utiliza funções de estado e de observação não lineares e seus cálculos de probabilidades de transição de estados e de similaridade com a realidade podem não ser gaussianas (OLIVEIRA, 2008).

Esse método é uma abordagem probabilística que é representada por uma distribuição discreta de probabilidade definida a partir de um conjunto de amostras e seus respectivos pesos que consegue rastrear objetos em cenas onde o objeto de interesse se camufla em outro, por exemplo no fundo da imagem (MORAIS, 2005; OLIVEIRA, 2008).

Para a estimativa do filtro de partículas é necessário passar por algumas etapas, como: inicialização, avaliação, seleção e evolução. Após a execução dessas etapas repete o processo a partir da segunda etapa, como mostra a Figura 16.

Figura 16 - Etapas da Aplicação do Filtro de Partículas



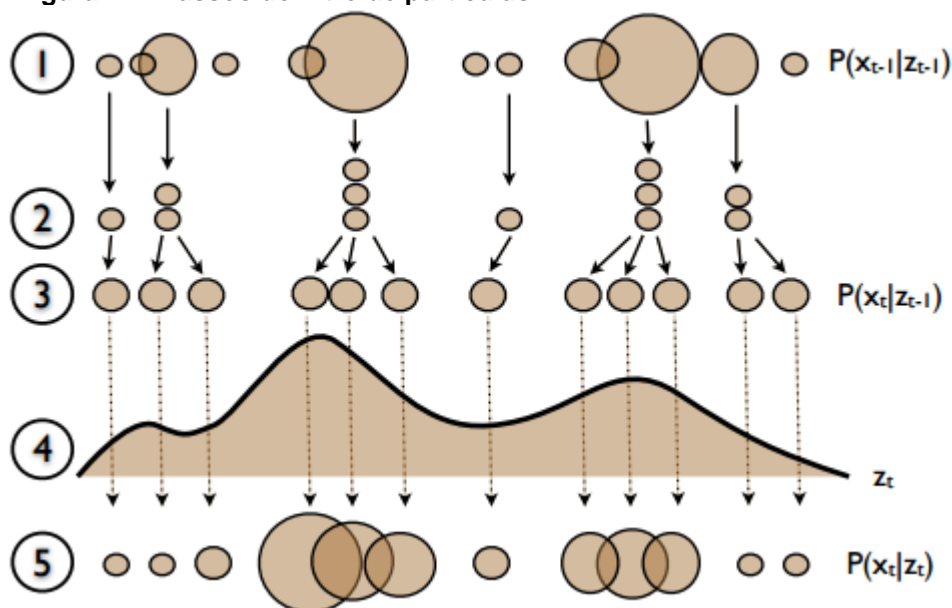
Fonte: Autoria própria

O filtro de partículas calcula a estimativa da localização do objeto com base no valor dos pesos das partículas geradas, onde:

1. Na primeira etapa, é gerado um número determinado de partículas, onde essas partículas são geradas aleatoriamente;
2. A segunda etapa, avalia o peso das partículas com base na distância entre elas e os objetos de interesse;
3. A terceira etapa, seleciona as partículas que estão mais próximas do objeto de interesse, descarta as outras;
4. A quarta etapa, replica as partículas selecionadas na terceira etapa conforme seus pesos. As partículas são replicadas até obter o número de partículas que foi determinado na primeira etapa;
5. A quinta etapa, realiza a predição da localização do objeto no próximo quadro de imagem.

O rastreamento é um processo contínuo, portanto, sempre necessita de uma estimativa para o quadro seguinte (MORAIS, 2012). A Figura 17 ilustra o processo realizado pelo filtro de partículas.

Figura 17 - Passos do filtro de partículas.



Fonte: (MORAIS, 2012).

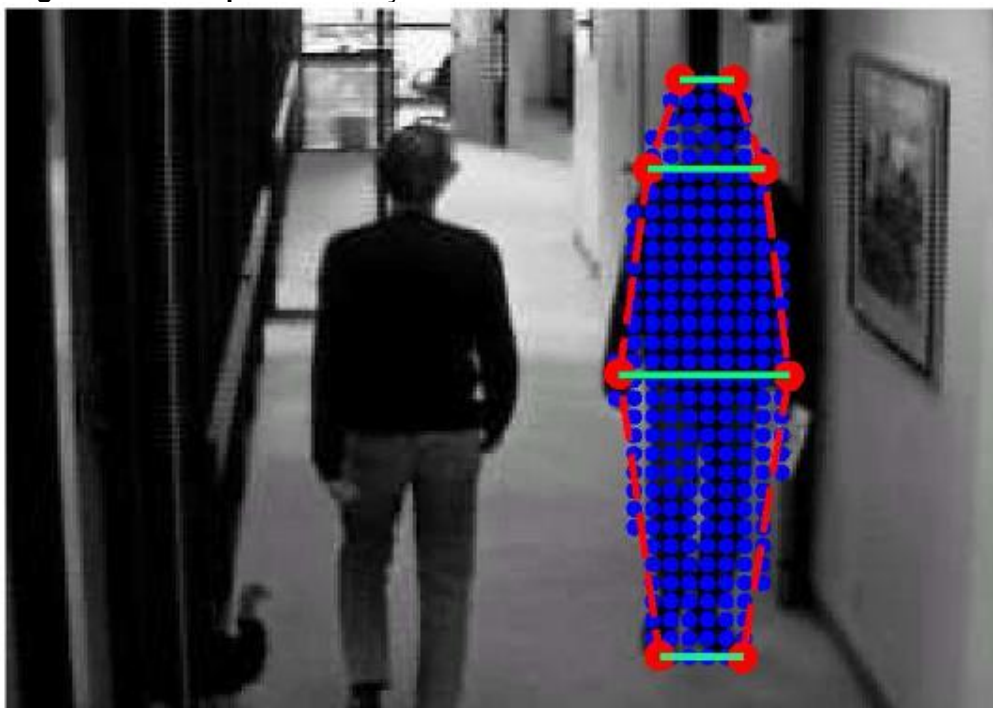
Para cada iteração do algoritmo, é realizado os passos ilustrados na Figura 17, onde é dividido em cinco momentos: no primeiro é representado a distribuição de probabilidade das partículas ocorrer, dada uma observação Z em $t - 1$, onde t é o tempo e o tamanho da partícula representa a probabilidade dela ocorrer; A segunda etapa mostra um exemplo da seleção e evolução das partículas, de forma que apenas algumas partículas são escolhidas e com base no seu peso é determinado a quantidade de réplicas terá. Como pode-se observar as partículas maiores geram mais partículas; Na terceira e quarta etapa, onde tem-se as novas partículas, pode-se observar que as partículas X_t , são comparadas a uma observação Z_t para resultar no novo conjunto $P(X_t|Z_t)$.

Como citado no tópico 2.3.1, o trabalho de Silva (2015) mostra que o filtro de partículas diferentemente do filtro de Kalman, não depende que os sistemas lineares tenham apenas ruídos gaussianos para gerar um bom resultado. Mas por outro lado Silva mostra que isso tem um alto custo computacional, devido à dificuldade de determinar o número de partículas. Além disso, esse número aumenta conforme a dimensão do modelo.

BraMBLe (Bayesian multiple-blob tracker) é um modelo de rastreamento que utiliza o filtro de partículas. Segundo ISARD (2001), o método se baseia na teoria de

correlação Bayesiana, estendido para dar mais velocidade e robustez. Esse método em conjunto com uma câmera, faz o rastreamento de forma robusta, onde pode ocorrer de várias pessoas entrando, saindo e se movendo no cenário.

Figura 18 - Exemplo de Detecção do BraMBLe



Fonte: Morais (2005)

A Figura 18 mostra como é a apresentação da resposta do algoritmo de BraMBLe. Na figura, o objeto de interesse sendo rastreado está contido no polígono de área azul. Esse polígono é dividido em três regiões, sendo elas: Cabeça, tronco e pernas. Essas regiões são separadas pela marcação das retas paralelas de cor esverdeada.

O trabalho de MORAIS (2005) utiliza o método BraMBLe para realizar o rastreamento de vários objetos simultaneamente, no trabalho foi usado um filtro de partículas compostas para representar os vários objetos de interesses detectados.

2.5 OPENCV

OpenCV é uma biblioteca de visão computacional de código aberto desenvolvida usando a linguagem C++. Segundo Marengoni e Stringhini (2009), essa biblioteca foi desenvolvida para melhorar a eficiência e com foco em aplicativos que funcionam em tempo real, e para isso esta biblioteca é dividida em cinco grupo

de funções: Processamento de Imagens; Análise estrutural; Análise de movimento e Rastreamento de objetos; Reconhecimento de padrões; Calibração da câmera e reconstrução 3D.

Segundo Itseez (2015), a OpenCV tem mais que 2500 algoritmos otimizados. Esses algoritmos podem ser usados para várias funcionalidades, algumas dessas funcionalidades são: detecção e reconhecimento de rostos, identificação de objetos, encontrar imagens similares de um banco de imagens, seguir os movimentos dos olhos, extrair modelos de objetos 3D, reconhecer cenário e estabelecer marcadores para cobri-la com a realidade aumentada. Sobral (2013), utiliza a biblioteca OpenCV comparando vários tipos de métodos que remove o fundo da imagem.

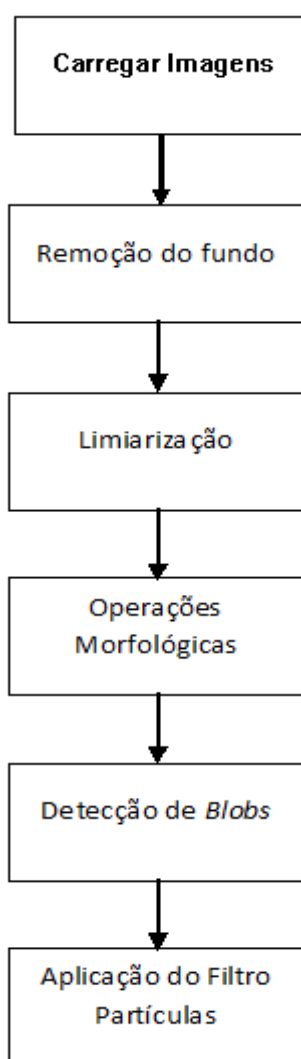
O foco desse trabalho estará na utilização dessa biblioteca para trabalhar com a função de análise de movimento e rastreamento de objetos, que envolve métodos de segmentação, reconhecimento de padrões e rastreamento.

3 METODOLOGIA

No problema de rastreamento de pessoas com a utilização de imagens infravermelhas, a identificação de um objeto de interesse pode ser reduzida à detecção de objetos quentes. Por exemplo, ao analisar uma sala de aula, o reconhecimento de pessoas, estaria considerando a temperatura corporal das pessoas contidas no ambiente para fazer a detecção, diminuindo consideravelmente o número de pixels a serem analisados na imagem e com isso facilitando o reconhecimento das pessoas e conseqüentemente o seu rastreamento.

A Figura 19 mostra os passos necessários na implementação do projeto.

Figura 19 – Digrama de blocos dos passos da implementação



Fonte: Autoria própria

Afigura 19 mostra cada etapa da implementação, essa implementação pode ser dividida em 3 etapas, o pré-processamento (carregar as imagens e remoção do fundo), a detecção do objeto de interesse (Limiarização e morfologia) e o rastreamento (detecção de *blobs* e aplicação do filtro de partículas).

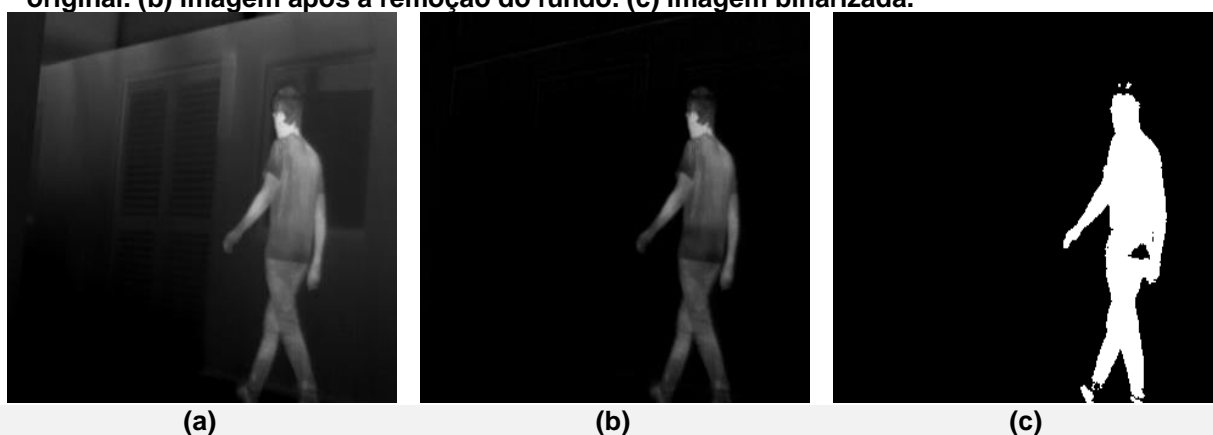
No pré-processamento utilizando funções prontas do OpenCV, são carregadas as imagens do vídeo e feito a remoção do fundo da imagem através de operações de soma de matrizes e divisão dos elementos por um número (n) que já vem implementadas na biblioteca, com o intuito de melhorar o desempenho do algoritmo de detecção. A remoção é feita a partir de um cálculo da média de cada pixel do vídeo, esse cálculo é feito de forma que o algoritmo percorre todos os frames do vídeo e armazena a soma em uma matriz de mesmo tamanho que os frames. Após feita a soma, o valor contido em cada pixel é dividido pela quantidade de frames contido no vídeo, resultando em uma imagem com o valor médio da soma dos pixels em sua sequência de imagens, que é considerado como o modelo de fundo. Com essa imagem é feito uma subtração dos frames do vídeo por esse modelo, resultando em uma imagem com o fundo preto e a parte onde a pessoa está fica visível, já que ao subtrair o modelo fundo da imagem a região que está diferente, no caso o local onde tem uma pessoa, acaba sendo destacado devido a diferença entre os valores.

Na detecção do objeto, primeiramente, é definido as características do objeto que serão utilizadas para sua identificação nas imagens. No problema da detecção de uma pessoa utilizando imagens em infravermelho, o fator principal é a temperatura corporal, já que os corpos das pessoas estarão mais quentes que o ambiente a sua volta, como mostrado no capítulo 2.2. Outro fator que pode ser considerado é o formato do corpo que o diferencia de outros objetos que possam ter uma temperatura similar ao corpo. Com as características definidas pode-se usar um algoritmo para detectar o objeto de interesse.

O método de detecção de objetos do Viola-Jones (VIOLA e JONES, 2003) detecta os objetos de interesse baseado em padrões, onde esse método passa por uma fase de treinamento, onde o algoritmo “aprende” o que é um objeto de interesse. Já a limiarização é um método mais simples que consiste em separar os objetos de interesse e não interesse baseado em um limiar definido previamente (MARQUES; VIEIRA, 1999).

No problema da detecção de pessoas em imagens infravermelhas, a matriz de pixels da imagem depende diretamente do valor da temperatura naquela região, sabendo que na imagem não haverá outros objetos quentes, a utilização do método da Limiarização traz um bom resultado e sua complexidade é menor em relação ao método do Viola-Jones, além de poder utilizar apenas um valor numérico como referência para a separação entre o fundo e os objetos de interesse. Devido a simplicidade, o custo computacional do método da Limiarização acaba sendo inferior a outros métodos que são baseados em padrões, como o método Viola-Jones.

Figura 20 - Representação de uma imagem após o processo de Limiarização. (a) imagem original. (b) imagem após a remoção do fundo. (c) imagem binarizada.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 20 mostra o resultado da imagem após o processo até o método da Limiarização em uma imagem térmica. Como pode-se observar foi realizada a remoção do fundo da imagem antes de aplicar o método da limiarização, onde na Figura 20(a) é apresentada a imagem original, a Figura 20(b) apresenta a imagem sem o fundo e na Figura 20(c) encontra-se a imagem após o processo de binarização.

Após a limiarização, é aplicado operações morfológicas de abertura e fechamento, com o objetivo de reduzir os ruídos e também fechar os buracos do objeto.

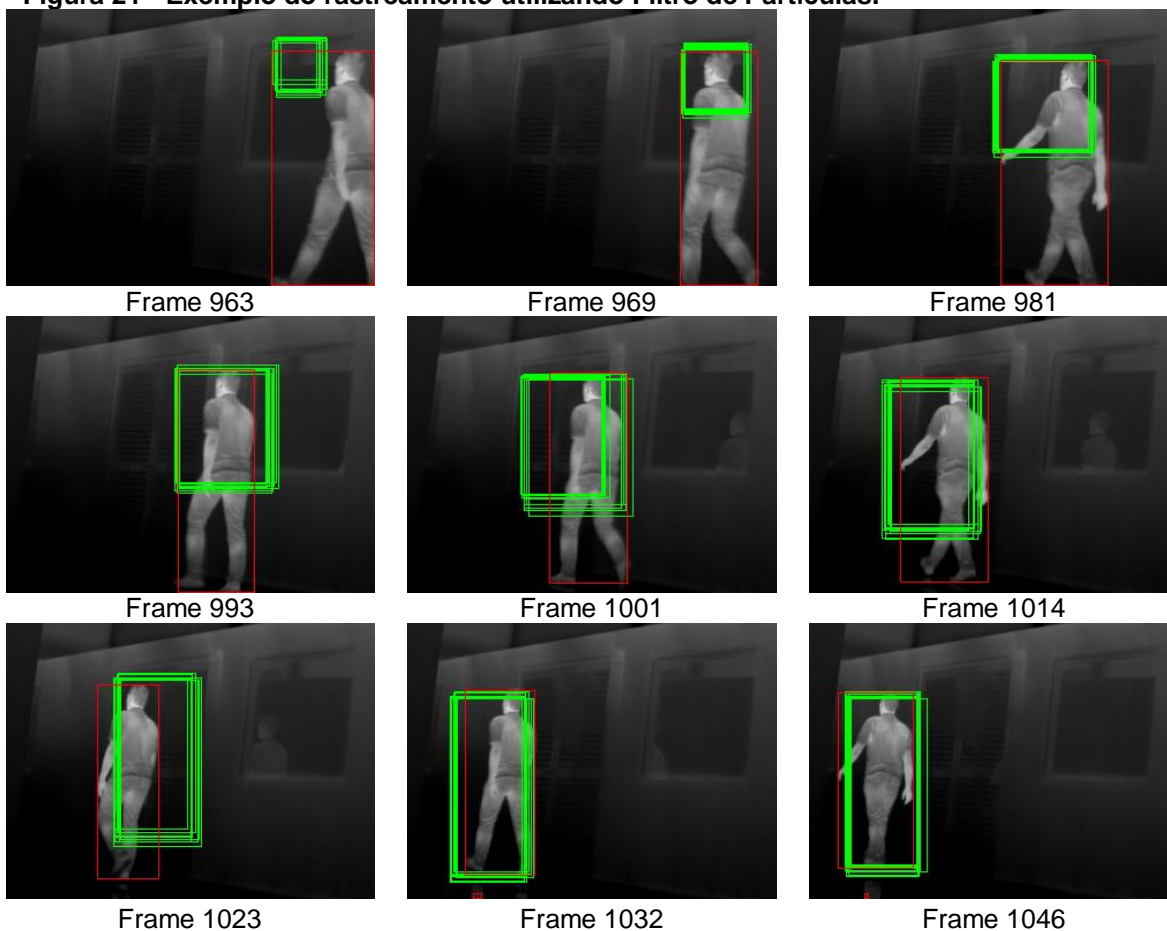
Como última etapa para realizar o rastreamento de uma pessoa em uma imagem infravermelha, é necessário que aplique uma função capaz de detectar *blobs*, uma vez que o filtro precisará saber a localização do objeto a ser rastreado. Essa detecção de *blobs* é feito através de uma busca pela imagem binarizada por um conjunto de *pixels* brancos. Ao encontrar um conjunto é adicionado a uma lista de objetos. Esses objetos são passados para o método de rastreamento. O método

de rastreamento tem a função de determinar o movimento do objeto de interesse, nesse caso é utilizado o filtro de Partículas.

O filtro de Kalman (KALMAN, 1960) consegue fazer o rastreamento de uma pessoa. Devido ao seu funcionamento linear, o filtro consegue fazer uma boa estimativa a partir de vários cálculos matemáticos. Porém, por funcionar utilizando cálculos com base em ruídos gaussianos, quando ocorre de ter mais de um objeto na imagem, o filtro não consegue dizer se a estimativa feita é boa ou ruim, uma vez que existem mais de uma referência para o cálculo.

Contudo o filtro de partículas (OLIVEIRA, 2008) utiliza cálculos de probabilidade de transição, que podem não ser gaussianas. Com isso o problema de ter múltiplos objetos não fará com que o filtro perca o objeto sendo rastreado. Isso é possível devido à várias partículas distribuídas pelo plano da imagem. Cada uma dessas partículas calcula uma possibilidade de movimento, esse cálculo utiliza o estado atual da partícula como base, e com isso, as partículas que se aproximam mais do objeto de interesse acabam sendo selecionadas. Já as que ficam distantes acabam sendo perdidas.

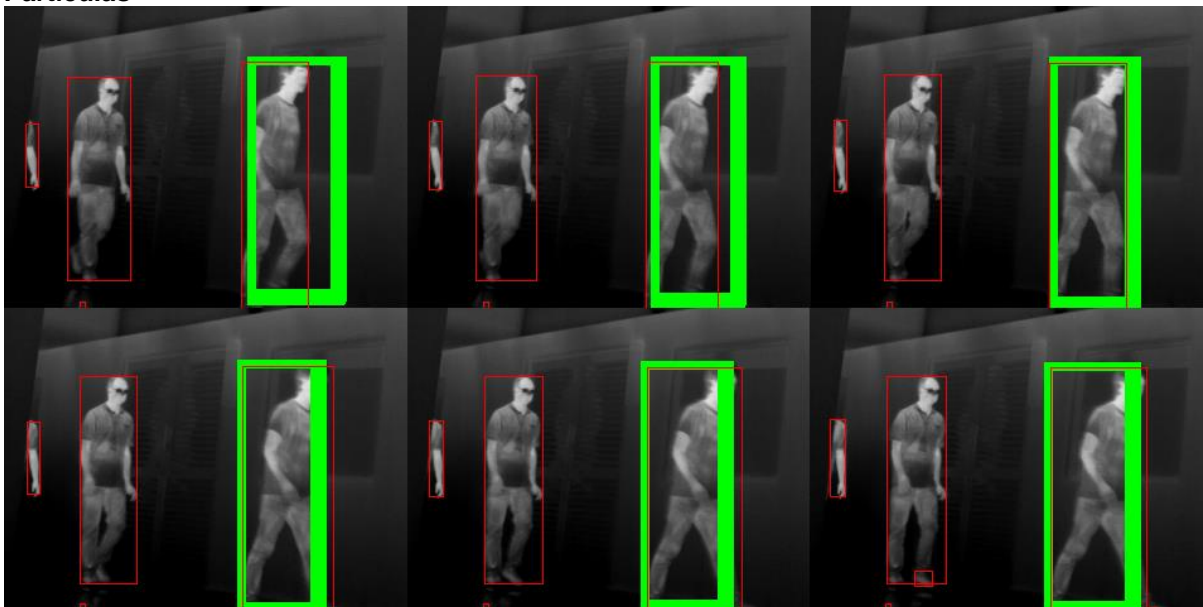
Figura 21 - Exemplo do rastreamento utilizando Filtro de Partículas.



Fonte: Autoria própria

Como é possível observar na Figura 21, o filtro de Partículas mostra a localização do objeto sendo rastreado através das marcações, onde os quadrados verdes são várias partículas que determinam onde o objeto estaria nesse momento do vídeo e o quadrado vermelho é a localização real do objeto. Na Figura 21, para uma melhor representação foi reduzido o número de partículas para dez, o que faz com que seu desempenho seja muito reduzido e em alguns casos o filtro não retorna resultados satisfatórios como os ilustrados, mesmo demorando para se adaptar.

Figura 22 - Exemplo de rastreamento de múltiplos objetos na imagem utilizando filtro de Partículas



Fonte: Autoria Própria

Como é possível observar, na Figura 22, o software detecta vários objetos nas imagens, mas as partículas permanecem seguindo o objeto da frente, pois foi o primeiro a entrar na cena e conseqüentemente o mais próximo delas.

4 RESULTADOS OBTIDOS

Para os testes, foi feita a captura do vídeo com imagens térmicas utilizando uma câmera termográfica do modelo FLIR T440. A captura das imagens foi feita em um ambiente com poucos objetos que emitem calor, com isso diminuindo a quantidade de ruídos na imagem.

Após a captura das imagens, foram realizados vários testes para a implementação do algoritmo de rastreamento. Primeiramente foi feito um pré-processamento que tem a função de remover o fundo das imagens. A Figura 23 mostra o resultado da aplicação do cálculo da subtração do *frame* atual pela média, onde a Figura 23 (a) é a imagem térmica original e (b) a imagem sem o plano de fundo.

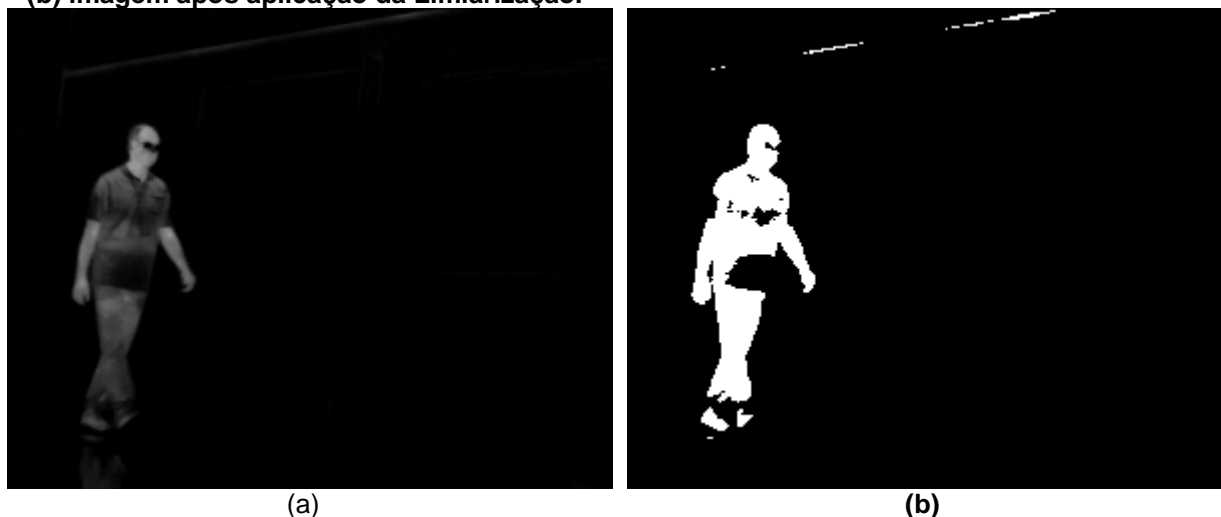
Figura 23 - Demonstração de uma imagem com o fundo removido a partir do cálculo da média dos pixels. (a) imagem original. (b) imagem sem o plano de fundo.



Fonte: Autoria própria

A partir da imagem da Figura 23, é aplicado o método de limiarização para separar a imagem em duas regiões, de forma que o objeto de interesse fique com seus pixels com o valor de 255 e o fundo com valor 0. A Figura 23(b) apresenta o resultado com a aplicação de um Limiar de valor 7. Foi escolhido esse limiar devida a subtração do modelo de fundo, que tornou os valores dos pixels perto de zero, logo para reduzir ao máximo o número de “buracos” no objeto de interesse, foi escolhido um número pequeno de forma empírica.

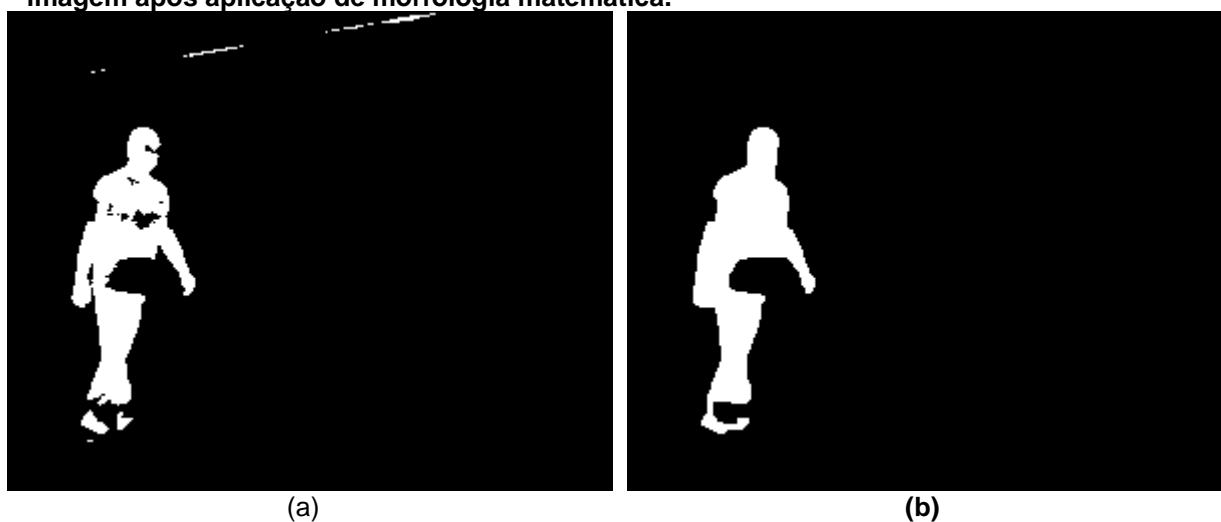
Figura 24 - Imagem resultante da aplicação da Limiarização. (a) imagem sem plano de fundo. (b) imagem após aplicação da Limiarização.



Fonte: Autoria própria

Como mostra a figura 24, o objeto de interesse está destacado de forma que toda a imagem está em preto e apenas na posição onde está a pessoa ficou uma sombra branca. Após isso, é aplicado as operações morfológicas para preencher os “buracos” e eliminar os ruídos como mostra a Figura 25.

Figura 25 - Imagem antes e depois das operações morfológicas. (a) imagem binarizada. (b) imagem após aplicação de morfologia matemática.



Fonte: Autoria própria.

Com essa imagem é possível destacar dois pontos que servirão como referência para desenhar um retângulo em volta do objeto. Sendo esse retângulo a referência que o filtro irá utilizar como base para o rastreamento, como mostra a Figura 26.

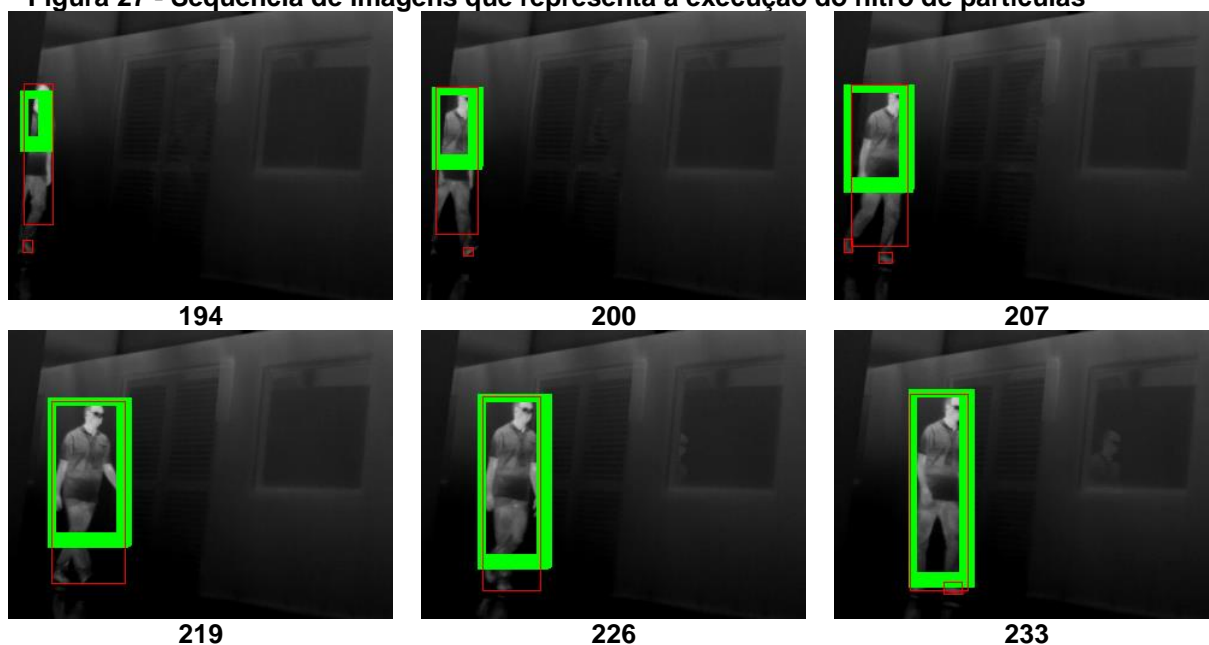
Figura 26 - Imagem original com o retângulo representando a posição do objeto de interesse



Fonte: Autoria própria

O retângulo da Figura 26 serve como um delimitador, onde sua função é mostrar onde o objeto de interesse está. Esse retângulo é passado para o filtro de partículas, e a partir dessa informação o algoritmo adapta cada partícula dele, de forma que: se as partículas estão perto do objeto alvo ganham um peso muito bom, senão elas acabam ficando com o peso bem menor em relação as partículas que estão mais próximas. Além disso, ele aprimora sua função de rastreamento aplicando um erro, calculado com base na distância entre o objeto de interesse e a predição.

Figura 27 - Sequência de imagens que representa a execução do filtro de partículas



Fonte: Autoria própria

A Figura 27 mostra um exemplo de saída do filtro de partículas. Como pode-se observar, na primeira imagem o filtro não detectou o objeto por completo, e na sequência vai se adaptando até estabilizar perto do vermelho, onde esse retângulo verde são as várias partículas do filtro.

5 CONCLUSÃO

Nesse trabalho foi desenvolvido um sistema de rastreamento de pessoa em imagens infravermelha, cujo objetivo foi encontrar a localização do objeto sendo rastreado em imagens térmicas. Para isso foi necessário passar por várias etapas: primeiramente a captura das imagens térmicas para a realização dos testes do programa. Com as imagens foi definido as características importante para o algoritmo de detecção identificar o objeto de interesse.

Com as imagens, foi utilizado as funcionalidades da biblioteca OpenCV para desenvolver um algoritmo. Esse algoritmo utiliza o método da Limiarização para fazer a detecção de *blobs*, cuja função é destacar o objeto de interesse, para a detecção. Devido à utilização de imagens infravermelhas, essa detecção se baseia na informação da temperatura nos pontos da imagem. Pôr o ambiente ser previamente selecionado, sabe-se que não há objetos tão quentes quanto uma pessoa na imagem, o que ajudou devido uma menor quantidade de interferências no rastreamento.

Com a detecção do objeto de interesse, é aplicado o algoritmo do Filtro de Partículas, cuja função é determinar a rota percorrida pelo objeto em questão. Esse filtro utiliza uma função probabilística baseada em um movimento já conhecido. Com isso ele tenta prever onde o objeto de interesse estará no frame seguinte

Como mostrado nos testes seção 4, o algoritmo realiza o rastreamento de uma pessoa nas sequências de imagens, considerando também quando ocorrer a aparição de mais de uma pessoa na imagem. Mas em casos de oclusões, mesmo que parciais, o filtro ao tentar se adaptar e acabava perdendo o objeto rastreado. Uma vez que o detector entendia os objetos como sendo um só e retornava ao filtro essa informação. Por outro lado, o algoritmo conseguiu rastrear de forma eficiente quando as pessoas no vídeo não entravam uma na frente da outra. Além disso, foi observado que utilizar imagens térmicas já capturadas em escala de cinza, mostrou-se mais fácil para aplicar o método da limiarização, pois na imagem com a paleta de cores, algumas cores ao serem convertidas para escala de cinza acabavam ficando com valores muito próximos tornando difícil a separação dos objetos.

5.1 TRABALHOS FUTUROS

Como trabalho futuro seria interessante adaptar o método apresentado, de forma que consiga rastrear múltiplos objetos na mesma cena, e não apenas um objeto como é o caso apresentado neste trabalho. Assim é possível verificar a temperatura de mais de um objeto de interesse. Além disso, afim de melhorar o rastreamento, aplicar métodos mais robusto de detecção de *blobs*, de forma que isso ajude em casos de oclusões parciais, e possibilitando utilizar o método em imagens em ambientes não controlados. E por fim, a implementação do rastreamento em tempo real, sendo assim possível ter a informação de posição do objeto de interesse durante a gravação das imagens de entrada.

REFERÊNCIAS

AKSENOV, P.; CLARK, I.; GRANT, D.; INMAN, A.; VARTIKOVSKI, L.; NEBEL, J. C., 3D thermography for quantification of heat generation resulting from inflammation. In: **3D MODELLING SYMPOSIUM**, 2003.

ANDRILUKA, M.; ROTH, S.; SCHIELE, B., People-tracking-by-detection and people-detection-by-tracking. in: **Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on**. IEEE, p. 1-8, 2008.

ARAUJO, G. M., **Algoritmo para reconhecimento de características faciais baseado em filtros de correlação**. 2010. 65 f. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2010.

AQUINO, A. T.; ARAÚJO, A. L. C., Aplicação do filtro de kalman a um sistema de posicionamento de veículo aquático. In: Congresso Norte Nordeste de Pesquisa e Inovação, 5., 2010, Maceió. **Anais...**, Maceió: Secretaria de Educação Profissional e Tecnológica, 2010.

BALLARD, D. H., BROWN, C. M. **Computer Vision**. Prentice-Hall. Englewood Cliffs, New Jersey, 1982.

BANDEIRA, F; MOURA, M. A. M; SOUZA, M. A; NOHAMA, P; NEVES, E. B. Pode a termografia auxiliar no diagnóstico de lesões musculares em atletas de futebol?. **Revista Brasileira de Medicina do Esporte**, v.18, n.4, p.246-251, 2012.

BEM, R. A., **Uma abordagem livre de modelo para rastreamento de objetos em sequências de imagens**. 2007. 86 f. Dissertação (Mestrado em engenharia elétrica). Universidade de São Paulo. 2007.

BERTOLLI FILHO, C., **A gripe espanhola em São Paulo, 1918: epidemia e sociedade**. Biblioteca de História das Ciências e da Saúde; São Paulo, 2003.

BUSTAMANTE, T. R., **Rastreamento de múltiplos objetos em tempo real**. 2006. Disponível em: <<http://homepages.dcc.ufmg.br/~nivio/cursos/pa06/seminarios/seminario17/seminario17.pdf>>. Acessado em: 24 Jun. 2017.

COSTA, B. A. D., **Segmentação, rastreamento de objetos e detecção de eventos primitivos com aplicação no monitoramento automático de ações humanas em vídeo**. 2008. 116 f. Dissertação (Mestrado em ciência da computação) – Universidade Federal de Campina Grande, 2008.

FACON, J. Morfologia matemática. **Teorias e exemplos**. Curitiba: Editora Universitária Champagnat da Pontifícia Universidade Católica do Paraná, 1996.

FLIR System, **Câmeras térmicas FLIR systems: uma história com passado e com futuro**. 2011. Disponível em: <<http://www.flir.com/cvs/americas/pt/content/?id=9610>>. Acessado em: 24 Jun. 2017.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E., **Digital image processing**, 3ª ed., Pearson Prentice Hall, New Jersey, 2008.

GRACIANO, A. B. V. **Rastreamento de objetos baseado em reconhecimento estrutural de padrões**. 2007. 138 f. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Instituto de matemática e estatística, Universidade de São Paulo, 2007.

ISARD, M; MACCORMICK, J. BraMBLe: A Bayesian multiple-blob tracker. **Computer Vision**, 2001. Eighth IEEE International Conference on. IEEE. p. 34-41. 2001.

ITSEEZ, **OpenCV:About**. 2015. Disponível em:<<http://opencv.org/about.html>>. Acessado em: 24 Jun. 2017.

KALMAN, R. E. A new approach to linear filtering and prediction problems. **ASME - Journal of Basic Engineering**, 82 (Series D), p.35-45, 1960.

KASS, M; WITKIN, A; TERZOPOULOS, D. Snakes: Active contour models. **International Journal of Computer Vision**, p. 321-331, 1988.

LAHIRI, B. B.; BAGAVATHIAPPAN, S.; JAYAKUMAR, T.; PHILIP, J., Medical applications of infrared thermography: a review. **Infrared Physics & Technology**, vol. 55, ed 4, p 221-235, 2012.

MARENGONI, M.; STRINGHINI, D., Tutorial: Introdução à visão computacional usando OpenCV. **RITA, Revista de Informática Teórica e Aplicada**, v. 16, n. 1, p. 125-160, 2009.

MARQUES, O. F; VIEIRA, H. N. **Processamento digital de imagens**. Rio de Janeiro: Brasport, 1999.

MILANO, D.; HONORATO, L. B., Visão computacional. **Universidade Estadual de Campinas-(Unicamp)**, Faculdade de Tecnologia, 2010.

MONTEIRO, L. H.; CONCI, A. Reconhecimento de placas de veículos utilizando processamento de imagem. **Engvista**, Rio de Janeiro, v. 5, n. 10, p. 31-43, 2001.

MORAIS, E. F., **Rastreamento e contagem de peixes utilizando filtro preditivo**. 2005. 87 f. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) – UFMG, Universidade Federal de Minas Gerais, 2005.

MORAIS, E. F., **Rastreamento de jogadores de futebol de salão usando filtro de partículas e coordenadas do plano da quadra**. 2012. 111f. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) – UNICAMP, Universidade estadual de Campinas, 2012.

NEVES, E. B.; REIS, V. M., Fundamentos da termografia para o acompanhamento do treinamento desportivo. **Revista Uniandrade**, v. 15, n. 2, p. 79-86, 2014.

NEVES, S. C. M., PELAES, E. G.; DE SINAIS, L. D. P., Estudo e implementação de técnicas de segmentação de imagens. **Revista Virtual de Iniciação Acadêmica da UFPA-Universidade Federal do Pará**–Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação, v. 1, ed 2, 2008.

OLIVEIRA, A. B., **Filtro de partículas adaptativo para o tratamento de oclusões no rastreamento de objetos em vídeos**. 2008. 58 f. Dissertação (Mestrado em Computação) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2008.

OLIVEIRA, D. C. **Uma abordagem para detecção de pessoas em imagens de veículos aéreos não-tripulados**. 2016. 103 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica e Informática Industrial) - Programas de Pós-Graduação Stricto-Sensu, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. 2016.

Portal Brasil. **Vacina contra febre amarela terá dose única. 2017.** Disponível em: <<http://www.brasil.gov.br/saude/2017/04/vacina-contra-febre-amarela-tera-dose-unica>>. Acessado em: 17 mai. 2017.

RING, E. F. J.; AMMER, K., Infrared thermal imaging in medicine. **Physiological Measurement**, v. 33, n. 3, p R33, 2012.

SANCHES, I. J. **Sobreposição de imagens de termografia e ressonância magnética: uma nova modalidade de imagem médica tridimensional.** 2009. 168 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica e Informática Industrial) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná, 2009.

SILVA, A. M. M. N., **Comparação entre o filtro de Kalman e o filtro de partículas aplicados na robótica móvel.** 2014. Disponível em:<<http://www.dca.fee.unicamp.br/~gudwin/courses/IA889/2014/IA889-15.pdf>>. Acessado em: 22 nov. 2015.

SOBRAL, A., BGSLibrary: An opencv c++ background subtraction library. **IX Workshop de Visao Computacional (WVC'2013)**, p.1-10, 2013.

SZELISKI, R. **Computer vision: algorithms and applications.** Washington, Springer, 2010.

TOSCANO, R., **Integral image.** 2011. Disponível em: <<https://imaginebits.wordpress.com/2011/08/17/integral-image>>. Acessado em: 13 mai. 2017.

TRUZZI, F. S.; WERNECK, N. L.; COSTA, A. H. R., Rastreamento de pessoas em sequências de imagens capturadas por uma câmera estática. **V Workshop de Visão Computacional (WVC 2010).** Presidente Prudente/SP: Unesp, p. 248-253, 2010.

VAN KAICK, O. M.; SCHWARTZ, W. R.; DA SILVA, M. V. G.; Pedrini, H., Identificação e rastreamento em tempo real de múltiplos agentes autônomos. **X Seminário de Computação**, FURB, Blumenau, SC, Brasil, p. 59–70, 2001.

VINHAL, G. S.; NOGUEIRA, H. V.; SILVA, I. M.; GALVÃO, A. R.F.; LUCENA, D. V.; SOARES, A. S.; SOARES, T. W. L.; COELHO, C. J., Filtragem e melhoramento de espectros com filtro de Kalman. **Abakós.** Belo Horizonte, v.1, n.2, pg. 32 – 44, 2013,

VIOLA, P; JONES, M., Robust real-time face detection. **International Journal of Computer Vision**, Netherlands, v. 57, n. 2, pg. 137-154, 2004.

VIOLA, P.; JONES, M., Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. **Computer vision and pattern recognition, 2001. cvpr 2001. proceedings of the 2001 IEEE computer society conference on**, p. 1-1, 2001.

WEI, J; YANG, M.; LIU, F., Learning spatio-temporal information for multi-object tracking. **IEEE Access**, v. 5, p. 3869-3877, 2017.