INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DO RIO GRANDE DO NORTE – IFRN

CARLOS DIEGO FRANCO DA ROCHA

Aplicação do Algoritmo Haar Cascade em um Sistema Embarcado para Detecção de Ovos do Mosquito Aedes Aegypti em Palhetas de Ovitrampas

Pau dos Ferros - RN
2018

INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DO RIO GRANDE DO NORTE – IFRN

CARLOS DIEGO FRANCO DA ROCHA

Aplicação do Algoritmo Haar Cascade em um Sistema Embarcado para Detecção de Ovos do Mosquito Aedes Aegypti em Palhetas de Ovitrampas

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Curso de Análise e Desenvolvimento de Sistemas do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Norte, em cumprimento às exigências legais como requisito parcial à obtenção do título de Tecnólogo em Análise e Desenvolvimento de Sistemas.

Orientador: Prof. Me. Fernando Virgínio.

Pau dos Ferros - RN
2018

.

Biblioteca Paulo Freire. IFRN - *Campus* Pau dos Ferros
Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

R672a Rocha, Carlos Diego Franco da.
Aplicação do algoritmo Haar Cascade em um Sistema Embarcado para detecção de ovos do mosquito Aedes Aegypti em Palhetas de Ovitrampas / Carlos Diego Franco da Rocha. – Pau dos Ferros, RN, 2018.
37 f. : il.

Orientador: Me. Luiz Fernando Virginio da Silva.

Trabalho de Conclusão de Curso (Tecnólogo em Análise e Desenvolvimento de Sistemas) – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Norte, Pau dos Ferros, 2018.

1. *Aedes Aegypti*. 2. Detecção. 3. Haar Cascade. 4. Aprendizado de Máquina. 5. Sistema embarcado. I. Silva, Luiz Fernando Virginio da Silva. III. Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Norte. IV. Título.

IFRN/PF CDU 004

Ficha catalográfica elaborada pela Bibliotecária-Documentalista
Meire Emanuela da Silva Melo – CRB 15/568

CARLOS DIEGO FRANCO DA ROCHA

Aplicação do Algoritmo Haar Cascade em um Sistema Embarcado para Detecção de Ovos do Mosquito Aedes Aegypti em Palhetas de Ovitrampas

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Curso de Análise e Desenvolvimento de Sistemas do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Norte, em cumprimento às exigências legais como requisito parcial à obtenção do título de Tecnólogo em Análise e Desenvolvimento de Sistemas.

Data da Defesa: 20 de Julho de 2018

Banca Examinadora

Prof. Me. Fernando Virgínio.
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Norte - IFRN
Orientador

Prof. Me. Demetrios Coutinho
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Norte - IFRN
Co-orientador

Prof. Dr. Aluísio Rego
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Norte - IFRN
Membro da Banca

Pau dos Ferros - RN
2018

Este trabalho é dedicado às crianças adultas que,
quando pequenas, sonharam em se tornar cientistas.

AGRADECIMENTOS

A Deus por ter me dado saúde e força para superar as dificuldades.

Aos meus pais, namorada, irmãos e amigos, pelo amor, incentivo e apoio incondicional.

A todos os professores, técnicos administrativos e terceirizados do Instituto Federal de Educação, Ciência Tecnologia do Rio Grande do Norte (IFRN) que colaboraram e construíram bases sólidas no meu desenvolvimento e aprendizagem para o crescimento profissional.

Em especial aos meus orientadores Demétrios Coutinho, Ayla Márcia, Fernando Virgínio e Michel Santana, sem eles nada deste projeto seria possível. Seus nomes são inesquecíveis e por isso, dedico-lhes minha profunda admiração e respeito.

E a todos que direta ou indiretamente fizeram parte da minha formação, o meu muito obrigado.

"A verdadeira viagem de descobrimento
não consiste em procurar novas paisagens,
mas em ter novos olhos."
(Marcel Proust)

RESUMO

A dengue é um problema de saúde mundial, destacando-se em países de clima tropical, especialmente no Brasil. Ainda não existem formas eficazes de controle do mosquito, entretanto, o uso de armadilhas chamadas "ovitrampas" pode ser feito para detectar a presença dele e fazer o monitoramento da doença. Nas ovitrampas, o mosquito deposita seus ovos em uma palheta contida em um recipiente com infusão de capim colonião, logo em seguida esta palheta é submetida a contagem microscópica e manual. Entretanto, esse procedimento é suscetível à falhas podendo culminar em erros. Assim, este trabalho tem como objetivo automatizar a contagem a fim de evitar possíveis falhas, para tal utilizamos um conjunto de hardware e software específico para a solução. O hardware tem em sua composição um *raspberry PI* e um módulo de câmera acoplada cujo objetivo é capturar uma sequência de imagens da palheta, controlando a luminosidade, a fim de realizar o processamento da imagem de forma mais eficaz. O software é composto por algoritmos de pré-processamento de imagens e detecção para, utilizando as imagens capturadas pelo hardware, detectar a presença de ovos nas palhetas, foi usado da biblioteca *OpenCV* para facilitar a implementação do software. No pré-processamento utilizamos borramento e filtros de aguçamento para melhorar as imagens. Para detecção optamos pelo algoritmo *Haar Cascade*, bastante explorado na literatura. Por fim, separamos 10 palhetas para os experimentos. Comparamos os ovos reconhecidos e contabilizados pelo sistema proposto com a quantidade real obtida pelo microscópio a fim de comprovar a efetividade do sistema.

Palavras-chave: Aedes Aegypti, Detecção, Haar Cascade, Aprendizado de Máquina, Sistema Embarcado.

ABSTRACT

Dengue is a world health problem, highlighting in tropical climate countries, especially in Brazil. There are still no effective forms of mosquito control, however, the use of traps called "Ovitrampas" can be done to detect the presence of it and to do the monitoring of the disease. In the Ovitrampas, the mosquito lays its eggs in a reed contained in a container with infusion of colonião grass, then this reed is subjected to microscopic and manual counting. However, this procedure is susceptible to failure and can culminate in errors. Thus, this work aims to automate the count in order to avoid possible failures, for this we use a set of hardware and software specific to the solution. The hardware has in its composition a raspberry PI and a coupled camera module whose goal is to capture a sequence of images from the vane, controlling the brightness in order to perform the processing of the image more effectively. The software is made up of imaging and detection algorithms to, using the images captured by the hardware, detect the presence of eggs in the reeds, we made was used from the OpenCV library to facilitate the implementation of the software. In preprocessing we use blurring and sharpening filters to improve the images. For detection we opted for the Haar Cascade algorithm, quite explored in the literature. Finally, we've dilated 10 reeds for the experiments. We compared the recognized eggs and accounted for by the proposed system with the actual amount obtained by the microscope in order to prove the effectiveness of the system.

Keywords: Aedes Aegypti, detection, Haar cascade, machine learning, embedded system.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Diagrama de funcionamento do *hardware* 17
Figura 2 – Iluminação do equipamento 17
Figura 3 – Câmera do dispositivo eletrônico. 18
Figura 4 – *Servo Motor* 19
Figura 5 – Fonte de alimentação. 19
Figura 6 – Equipamento para aquisição das imagens. 20
Figura 7 – Estrutura base do equipamento 20
Figura 8 – Estrutura base do equipamento 21
Figura 9 – Processo de contagem automática 21
Figura 10 – Captura imagem palheta sem ovos. 22
Figura 11 – (a) Amostras originais e; (b) amostras submetidas ao filtro *high-boost* com $A = 1.075$. 22
Figura 12 – (a) Características estendidas extraída de (LIENHART; MAYDT, 2002). 24
Figura 13 – Foto panorâmica da palheta 25
Figura 14 – Árvoe de decisão do algoritmo 25
Figura 15 – Percentual de acertos. 28
Figura 16 – Diferença entre palhetas. 28
Figura 17 – Diferença entre o material das palhetas. 29
Figura 18 – Palheta com gomos. 29
Figura 19 – Palheta lisa. 30
Figura 20 – Resultado do reconhecimento de ovos em uma palheta. 30
Figura 21 – Mancha em decorrência do clipe usado na armadilha. 31

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resultados do sistema de contagem automática. 27

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AC/DC	*Alternative Current/Direct Current* (Corrente Alternada/Corrente Contínua)
AMD	*Advanced Micro Devices*
FP	Falsos Positivos
FN	Falsos Negativos
HDMI	*High-Definition Multimedia* Interface (Interface Multimídia de Alta Resolução)
IFRN	Instituto Federal do Rio Grande do Norte
IMT	Instituto de Medicina Tropical
LEDs	*Light Emitting Diode* (Diodo Emissor de Luz)
MDF	*Medium-Density Fiberboard* (Placa de fibra de média densidade)
PWM	*Pulse Width Modulation* (Modulação por Largura de Pulso)
RAM	*Random Access Memory* (Memória de Acesso Aleatório)
TP	Verdadeiros Positivos
UFRN	Universidade Federal do Rio Grande do Norte
USB	*Universal Serial Bus* (Porta Universal)
VN	Verdadeiros Negativos
VPN	*Virtual Personal Network* (Rede Virtual Pessoal)
XML	*Extensible Markup Language*

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 12
1.1 OBJETIVOS 14
1.1.1 OBJETIVO GERAL 14
1.1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS 15
1.2 ESTRUTURA DO TRABALHO 15
2 METODOLOGIA 16
2.1 INSTALAÇÃO E COLETA DAS ARMADILHAS 16
2.2 EQUIPAMENTO PARA OBTENÇÃO E PROCESSAMENTO DE IMAGENS 16
2.2.1 ILUMINAÇÃO 17
2.2.2 CÂMERA 18
2.2.3 MOTOR 18
2.2.4 ALIMENTAÇÃO 19
2.2.5 ESTRUTURA DO EQUIPAMENTO ELETRÔNICO 19
2.3 CONTAGEM AUTOMÁTICA POR MEIO DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS 21
2.3.1 CAPTURA DAS IMAGENS DA PALHETA 21
2.3.2 PRÉ-PROCESSAMENTO DAS IMAGENS 22
2.3.3 TREINAMENTO DO ALGORITMO 23
2.3.4 APLICAÇÃO DO *HAAR CASCADE* 24
2.3.5 CONTAGEM DOS OVOS 25
3 RESULTADOS E DISCUSSÕES 26
3.1 MÉTRICAS 26
3.2 DISCUSSÕES 27
3.3 SOLUÇÕES 31
4 CONCLUSÃO 33
5 TRABALHOS FUTUROS 34
REFERÊNCIAS 35

1 INTRODUÇÃO

A dengue é uma doença endêmica transmitida pelo mosquito Aedes Aegypti, sendo um dos principais problemas de saúde pública em vários países do mundo. O mosquito tem se mostrado cada vez mais resistente a diferentes formas de combate, aumentando seus índices de infestação (MENDONÇA; SOUZA; DUTRA, 2009). Além disso, (OLIVEIRA, 2017) constatou que entre 2013 e 2014, o mosquito passou a transmitir outras doenças, como o Zika Vírus, a Chikungunya e Febre Amarela, com vários casos relatados de microcefalia em recém-nascidos, especialmente na região Nordeste. Essas doenças não apresentam cura imediata e o tratamento delas pode não ser eficaz, pois dependendo da incidência de casos, faixa etária do contaminado e condições biológicas, a pessoa que contrai uma dessas doenças pode vir a óbito.

A fêmea do mosquito é a transmissora dessas enfermidades, alimenta-se de sangue para o amadurecimento de seus ovos, que são depositados separadamente nas paredes internas de objetos, próximos a superfícies de água limpa, pois são locais que oferecem melhores condições de sobrevivência. Isso porque os ovos, ao eclodirem, necessitam de água para crescimento das larvas. Quando os ovos são depositados, eles possuem uma coloração branca, mas logo se tornam negros e brilhantes. Em média, cada Aedes aegypti vive em torno de 30 dias e a fêmea chega a colocar entre 150 e 200 ovos. Se forem postos por uma fêmea contaminada pelo vírus da dengue, da Zika ou Chikungunya, ao completarem seu ciclo evolutivo, transmitirão a doença. Os ovos não são postos na água, e sim milímetros acima de sua superfície, principalmente em recipientes artificiais. Quando chove, o nível da água sobe, entra em contato com os ovos que eclodem em pouco menos de 30 minutos. Em um período que varia entre sete e nove dias, a larva passa por quatro fases até dar origem a um novo mosquito: ovo, larva, pupa e adulto.

O Aedes aegypti põe seus ovos em recipientes artificiais, tais como latas e garrafas vazias, pneus, calhas, caixas d'água descobertas, pratos sob vasos de plantas ou qualquer outro objeto que possa armazenar água. A transmissão da dengue, e das outras arboviroses, depende da concentração do mosquito: quanto maior a quantidade, maior a transmissão. Esta concentração está diretamente relacionada à temperatura e pela presença das chuvas: mais chuvas, mais mosquitos. Além da conscientização que a população deve manter hábitos de não acumular água parada para evitar infestação do mosquito, há ainda uma outra alternativa para o controle de infestação, no qual podem ser utilizadas armadilhas de oviposição, chamadas ovitrampas.

A eliminação do mosquito Aedes Aegypti é praticamente improvável, devido ao crescimento demográfico e a carência na infraestrutura de serviços básicos de uma sociedade (DALLAZUANNA; BONAT; JUNIOR, 2008). Ainda não há um tratamento preventivo ou curativo da dengue, e nem das outras arboviroses que o mosquito transmite, porém, para o

seu controle deve-se tomar medidas para evitar a proliferação do mosquito vetor. Em 2002 foi implantado o Plano de Intensificação das Ações de Controle da Dengue ((BRAZIL), 2002) que inseriu medidas com relação ao monitoramento constante e medidas de controle, evitando o desencadeamento de novas epidemias. Uma das maneiras de monitorar o mosquito é por meio do uso da ovitrampa, uma armadilha segura e barata, que pode ser facilmente instalada em qualquer local (DONALÍSIO; GLASSER, 2002). Assim, grupos de pesquisa que trabalham com o estudo de mecanismos de combate ao mosquito e sua proliferação adotam o uso dessas armadilhas como forma de captura de ovos. Atualmente a contagem dos ovos do vetor é realizada de forma manual, através do uso de lupas ou microscópios eletrônicos, o que requer muito tempo para ser realizado (uma única palheta pode conter em torno de 1000 ovos), tornando o trabalho lento, oneroso e fastidioso e que, por ser manual, é suscetível à erros. A consequência da lentidão do processo leva ao acúmulo de palhetas que, com o tempo, perdem sua eficácia permitindo os ovos a se desprenderem destas (SILVA; RODRIGUES; ARAUJO, 2012). A partir dos dados recolhidos, as secretarias de saúde conseguem definir com mais exatidão quais regiões precisam de ações contra o mosquito com mais urgência.

O uso de ovitrampas é eficaz no combate ao mosquito, pois os vigilantes conseguem observar de maneira mais rápida e eficiente a quantidade de mosquitos naquela região, acelerando as ações de combate, sem que o inseto se desenvolva (MELLO et al., 2009). Em virtude de sua eficácia, se faz necessário o aperfeiçoamento da técnica de contagem dos ovos, que atualmente é feito todo de forma manual. De acordo com (BENITO; LICHESKI, 2009) alguns aspectos sobre a relevância dos sistemas de informação como ferramenta de apoio à gestão do trabalho dos profissionais de saúde, é de fundamental importância uma vez que é um recurso computacional capaz de potencializar o conhecimento de forma rápida, fácil e segura as informações envolvidas.

Portanto é necessária a aplicação de sistemas computacionais capazes de tratar a informação para melhorar a coleta, filtragem, processamento e distribuição dos dados, que são focos de vários estudos em diferentes áreas, inclusive na área da saúde e de combate a dengue. A informatização da aquisição de dados e da análise dos mesmos se faz de extrema importância, isso porque ela gera ganho de tempo e consequentemente possíveis focos e áreas de risco serão identificadas com maior rapidez, resultando em um trabalho de combate mais eficaz.

O uso de processamento de imagens tem-se mostrado cada vez mais presente no desenvolvimento de sistemas inteligentes. Na literatura, alguns trabalhos propõem o uso de técnicas de processamento de imagens no reconhecimento de padrões a partir de imagens para reconhecimento facial (KASINSKI; SCHMIDT, 2010), (VIOLA; JONES, 2001), (PADILLA; FILHO; COSTA, 2012), para objetos utilizando dispositivos móveis (REINIUS, 2013) e no reconhecimento de ovos do Aedes Aegypti (FEITOSA et al., 2015),

(SILVA; RODRIGUES; ARAUJO, 2012).

A utilização de processamento de imagens digitais (GONZALEZ; WOODS, 2000) no computador é uma boa alternativa à identificação visual de objetos. Assim como a visão humana, a Visão Computacional tem como objetivo interpretar o conteúdo e reconhecer objetos através de algoritmos apropriados (TITO, 2005). Para se obter êxito neste processo, é necessário realizar a aplicação de filtros que permitam remover ruído que representa qualquer informação não desejada na imagem. A morfologia de uma imagem é uma ferramenta que extrai componentes de imagens que são de interesse na representação e descrição de regiões, tais como bordas, áreas, etc. Além deste procedimento, existem outras técnicas tais como filtragem, poda, segmentação, etc., que são de grande interesse no Processamento Digital de Imagens (GONZALEZ; WOODS, 2000). Com isso, o objetivo principal do processamento de imagens é o de remover as barreiras, inerentes ao sistema visual humano, facilitando a extração de informações a partir de imagens.

Dessa forma, este projeto propõe realizar a contagem automática dos ovos do Aedes Aegypti presentes em palhetas de ovitrampas a partir de um sistema de processamento da imagem, melhorando o processo de contagem dos ovos do mosquito. O sistema foi constituído de hardware e software, onde a parte física conta com um compartimento em forma de caixa, a qual reunirá um sistema de entrada da palheta, câmera e luzes para captação da imagem.

O software é composto por algoritmos de pré-processamento de imagens. Nele foi usado a biblioteca *OpenCV* para facilitar sua implementação. No pré-processamento das imagens das palhetas, utilizamos borramento e filtros de aguçamento para melhorar as imagens. Para detecção optamos pelo algoritmo *Haar Cascade*, por ser bastante explorado na literatura. Assim poderá realizar a contagem dos ovos sem auxílio de lupas ou microscópios, dispensando assim o trabalho manual, como poderá contribuir diretamente para obtenção de dados mais rápidos e confiáveis sobre os índices de infestação do mosquito.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 OBJETIVO GERAL

Desenvolver um sistema eletrônico para realizar a contagem automatizada dos ovos do Aedes Aegypti coletados em palhetas de ovitrampas por meio de um dispositivo de hardware com iluminação controlada e técnicas de processamento de imagens no reconhecimento de padrões para contabilizar os ovos.

1.1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Fazer uma pesquisa bibliográfica sobre técnicas de processamento de imagens que possam ser úteis para extrair informações de padrões a partir de imagens;
- Com base nas técnicas de visão computacional e nas métricas investigadas, estruturar e implementar a abordagem proposta;
- Comparar os dados levantados entre o sistema automatizado de contagem com o método manual de contagem dos ovos;
- Aplicar o sistema dentro de um contexto real, com a participação do IMT (Instituto de Medicina Tropical) da UFRN, que desenvolve trabalhos com instalação de ovitrampas na cidade de Natal e regiões circunvizinhas. Visto que o IMT é responsável por dentre outras atividades, mapeamento do Aedes aegypti através da contagem dos ovos obtidos nas palhetas das ovitrampas.

1.2 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho está organizado em 5 Capítulos. Neste Capítulo 1 é realizada uma introdução ao trabalho mostrando o assunto da pesquisa, especificando os objetivos, referindo qual a metodologia é utilizada e como é aplicada no trabalho. No Capítulo 2, é explicado a distribuição e coletas das ovitrampas usadas na pesquisa, o planejamento e construção do equipamento eletrônico responsável pela captura das imagens das palhetas, são retratados os principais conceitos relacionados a processamento de imagens digitais necessários para o entendimento das técnicas desenvolvidas neste trabalho. No Capítulo 3 é apresentado os resultados obtidos pelo sistema de contagem automática automática dos ovos de Aedes aegypti em palhetas de ovitrampas. O Capítulo 4 expõe as conclusões e por fim, o Capítulo 5 evidencia melhorias para próximas pesquisas futuras para este trabalho.

2 METODOLOGIA

2.1 INSTALAÇÃO E COLETA DAS ARMADILHAS

A primeira etapa desenvolvida se deu na cidade de Pau dos Ferros, região oeste do estado do Rio Grande do Norte. As ovitrampas foram distribuídas nos bairros da cidade em diversos domicílios, foram instaladas uma média de uma ovitrampa para cada nove quarteirões. Nas armadilhas foram utilizados infusão de feno, o volume utilizado foi de 10%, isso aumenta o poder atrativo das ovitrampas (REITER; COLON, 1991). O preparo da infusão de feno foi feito da seguinte maneira: utilizando folhas secas de gramíneas da espécie *Panicum maximum Jacq* (uma espécie de planta com flor pertencente à família *Poaceae*) foram colocadas em um balde de 30 litros, até a metade da altura, seguida da adição de água, até completar o volume do balde. Este, foi mantido fechado durante sete dias para a decomposição da matéria vegetal. Após esse período a infusão foi infiltrada e armazenada em garrafas plásticas que facilitam sua locomoção.

As armadilhas utilizadas foram constituídas de um recipiente plástico, de formato arredondado e de cor preta, medindo 9 cm de altura por 1 cm de diâmetro, nelas estavam inseridas as palhetas. As palhetas são constituídas de compensado de eucatex com 5 mm de espessura, 12,5 cm de comprimento por 2 cm de diâmetro. Cada palheta foi utilizada apenas uma vez, a fim de evitar erro na contagem dos ovos e foi fixada na ovitrampa com auxílio de um clipe, posicionada verticalmente no recipiente contendo aproximadamente 300 ml de solução, a solução é composta de água destilada e 10% da infusão de feno. Após instaladas, foi dado um intervalo de 7 dias para recolhimento das palhetas com ovos do mosquito.

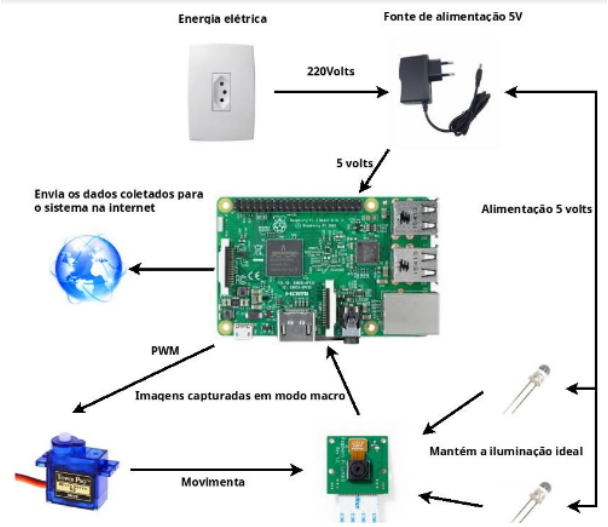
Este prazo foi determinado de modo a inviabilizar a eclosão do ovo e aumentar a quantidade de mosquitos adultos, excluindo-se assim a possibilidade da armadilha se tornar um criadouro artificial do mosquito. Sempre que se removia uma armadilha outra era instalada no mesmo lugar para dar continuidade a coleta dos dados. A cada coleta, as palhetas eram rotuladas e acondicionadas em sacos plásticos individuais e levadas ao laboratório de química orgânica do IFRN, campus Pau dos Ferros.

2.2 EQUIPAMENTO PARA OBTENÇÃO E PROCESSAMENTO DE IMAGENS

A segunda etapa se deu no planejamento e construção do equipamento para obtenção das imagens. Nesta seção é apresentado os passos que foram realizados para obter o objetivo final, o reconhecimento e contagem dos ovos. Este tópico está dividido em 5 subtópicos, que explicam categoricamente o diagrama apresentado na Figura 1. O

subtópico 2.2.1 é explicando o sistema de iluminação controlada. No subtópico 2.2.2 é apresentado a câmera responsável pela captura das imagens das palhetas. No subtópico 2.2.3 é exposto os motores usado para o sistema de movimentação da câmera. O subtópico 2.2.4 é exibido a alimentação usada no dispositivo eletrônico. E por fim, o subtópico 2.2.5 é explicado a estrutura utilizada para montar o equipamento onde ficará o sistema embarcado.

Figura 1 – Diagrama de funcionamento do *hardware*

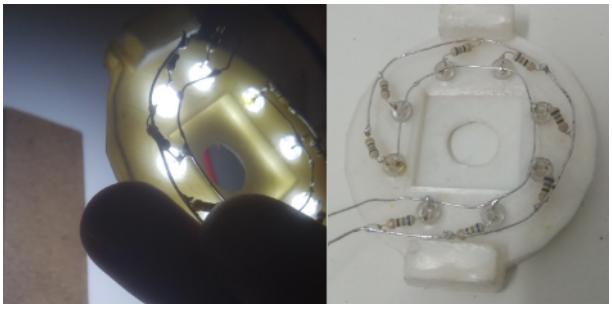


Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

2.2.1 ILUMINAÇÃO

O dispositivo eletrônico possui uma luminosidade controlada por 8 LEDs super brancos que estão distribuídos de forma circular ao redor da lente da câmera, conforme Figura 2. Para cada LED foi utilizado um resistor de 70 *ohms*, a fim de impedir que os LEDS queimem por sobrecarga de tensão. A proposta das lâmpadas de LED é gerar um fluxo luminoso constante, contribuindo assim, para um ambiente favorável para a captura das imagens e oferecendo uma imagem limpa e nítida.

Figura 2 – Iluminação do equipamento

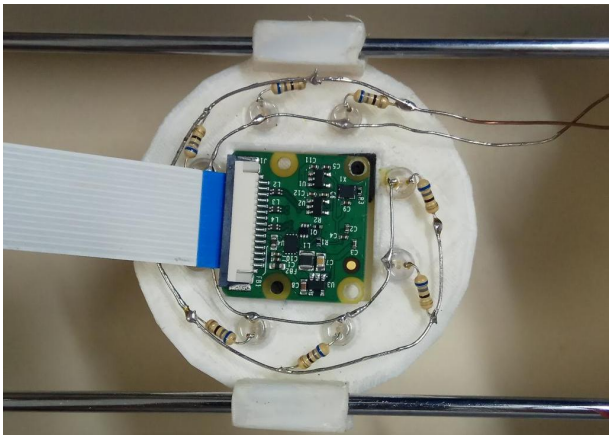


Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

2.2.2 CÂMERA

A câmera utilizada para capturar as imagens é capaz de fornecer uma imagem de resolução de 8MP ou capturar vídeos de 1080p (*pixels*) e 30fps (*frames* por segundo). Instalada a 5 centímetros acima da palheta, o sistema de movimentação vertical da câmera (Figura 3) conta com uma regulagem que é feita de maneira semi-automatizada pelo operador do equipamento. A câmera foi ajustada para o modo super macro a fim de capturar uma imagem de qualidade e com riqueza de detalhes. A área de captura da câmera varia de 2,5cm até 3,5cm de comprimento por 2,5cm até 3,5cm de largura.

Figura 3 – Câmera do dispositivo eletrônico.



Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

2.2.3 MOTOR

Foi instalado um *Micro Servo Tower Pro* 9g SG90 (Figura 4) que traciona a plataforma onde a câmera está instalada. O servo motor é um dispositivo eletromecânico que pode ter seu eixo posicionado em uma determinada posição angular, permitindo o posicionamento preciso de seu eixo. Os servos são amplamente utilizados por serem baratos, de fácil implantação e possuírem circuitos de controle dedicado, isso evita o uso de um circuito controlador externo e diminui os custos e aumenta a portabilidade do sistema.

Nas engrenagens do motor existe um limitador que atua no giro do eixo, fazendo com que ele rotacione entre 0º e 180º. Para utilizar o motor com o eixo girando em 360º, o servo motor foi modificado, retirando seu limitador, permitindo que o mesmo posso atuar com giro contínuo para controlar a velocidade e distância que a câmera percorre a palheta para capturar as imagens.

A movimentação do eixo é determinada pela duração da largura de pulso, sendo gerada pelo módulo PWM (*Pulse Width Modulation*) do *Raspberry Pi*. O PWM é o conceito de pulsar rapidamente sinais digitais em um condutor, é uma técnica de modulação mais utilizada em LEDs, motores e aquecedores, com essa técnica é possível gerar tensões

estáticas variáveis. A vantagem de utilizar o controle por modulação no servo motor é poder controlar a velocidade que a câmera atingirá ao percorrer toda a extensão da palheta, adaptando a nitidez da qualidade obtida.

Figura 4 – *Servo Motor*

Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

2.2.4 ALIMENTAÇÃO

O equipamento eletrônico é alimentado por uma fonte chaveada AC/DC (Figura **??**) de 5 volts e 3 amperes, com *plug* de 3,5 mm de espessura que servirá para ligar os LEDs, servo motores, *Raspberry PI* 3 e a câmera.

Figura 5 – Fonte de alimentação.

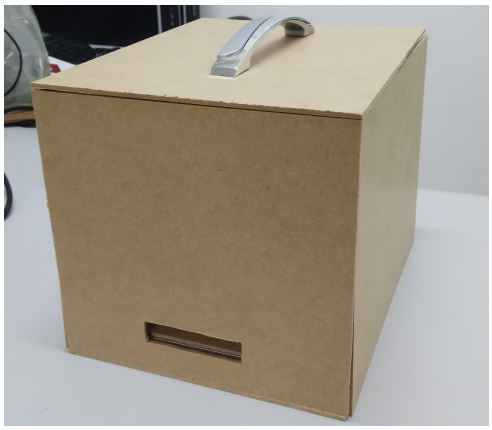
Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

2.2.5 ESTRUTURA DO EQUIPAMENTO ELETRÔNICO

O equipamento proposto para a captura de imagens consiste em uma estrutura composta por dispositivos eletrônicos capazes de manter o ambiente propício para a segunda

etapa do processo de contagem de ovos. O equipamento (Figura 6) foi confeccionado em madeira MDF e sua base estrutural de alumínio 3mm. As peças internas do *hardware* foram, em sua grande maioria, impressas fazendo uso de uma impressora 3D da marca *Cliever* do modelo CL1.

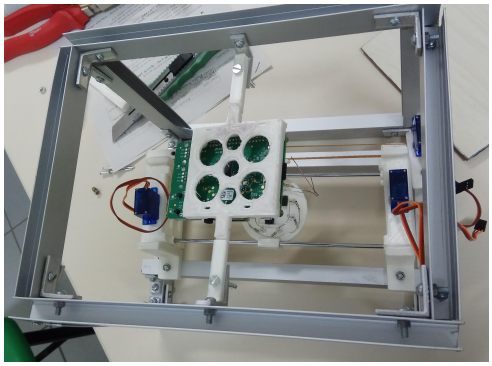
Figura 6 – Equipamento para aquisição das imagens.



Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

Suas medidas são: 18,5cm de altura por 17cm de largura e 26,5 cm de comprimento, conforme a figura 7. O conjunto de componentes de hardware do equipamento funcionam de maneira conjunta, a *Raspberry Pi* é responsável por controlar todos os componentes, devido ter as mesmas funcionalidades de um computador e ter entradas e saídas de dados digitais torna-se possível controlar LEDs, motores e outros componentes eletrônicos.

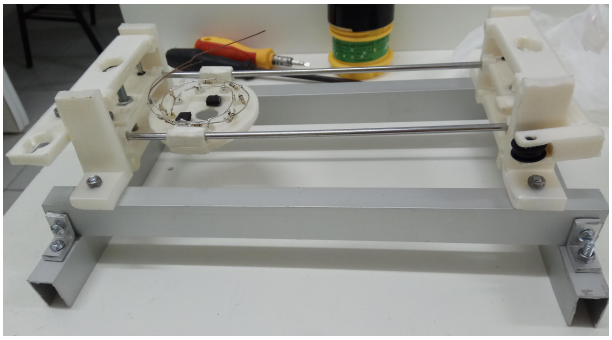
Figura 7 – Estrutura base do equipamento



Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

O conjunto de componentes de *hardware* do equipamento funcionam de maneira conjunta, a *Raspberry Pi* é responsável por controlar todos os componentes, devido ter as mesmas funcionalidades de um computador e ter entradas e saídas de dados digitais tornando possível controlar LEDs, motores e outros componentes eletrônicos. Para movimentar a câmera horizontalmente foi desenvolvido uma plataforma (Figura 8) onde a ela foi instalada juntamente com os LEDs, essa plataforma movimenta-se para os lados suavemente, a mesma foi feita utilizando uma impressora 3D.

Figura 8 – Estrutura base do equipamento

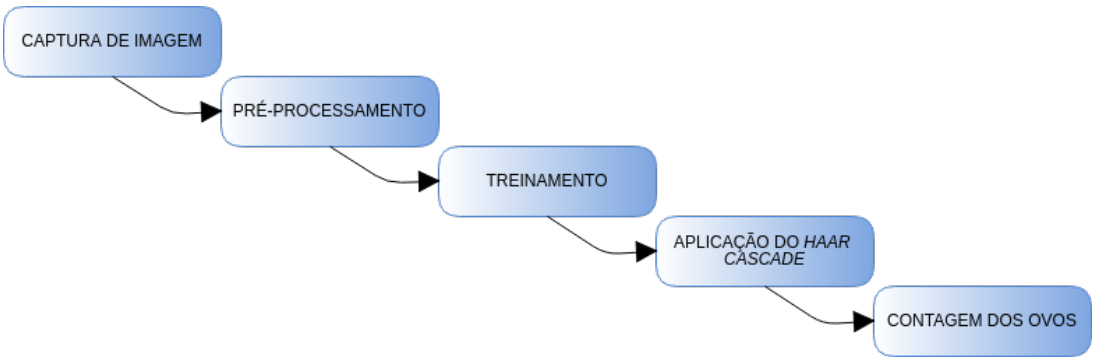


Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

2.3 CONTAGEM AUTOMÁTICA POR MEIO DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS

Nesta seção são descritas os 5 passos realizados para o desenvolvimento do algoritmo que realiza o reconhecimento e contagem de ovos (Figura 9). No subtópico 2.3.1, descreve como foi realizada a captura das imagens obtidas pelo equipamento eletrônico descrito na seção 2.2. No subtópico 2.3.2 está descrito as técnicas de aguçamento e remoção de ruídos utilizadas no pré-processamento das imagens das palhetas. O treinamento do algoritmo, onde são gerados as características referentes aos ovos do mosquito, são descritos no subtópico 2.3.3. Por fim, no subtópico 2.3.5 é realizado a contagem dos ovos contidos na palheta.

Figura 9 – Processo de contagem automática



Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

2.3.1 CAPTURA DAS IMAGENS DA PALHETA

A captura da imagem ocorre por meio de uma câmera acoplada a *Raspberry* em um ambiente controlado descrito na seção 2.2.2. São capturadas imagens com palhetas contendo ovos e palhetas sem a presença de ovos (Figura 10), para serem usadas na etapa de treinamento. São através destas imagens que são retiradas as características dos ovos.

Figura 10 – Captura imagem palheta sem ovos.

(a) Captura imagem palheta com ovos. **(b) Resultado para palheta Y.**

Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

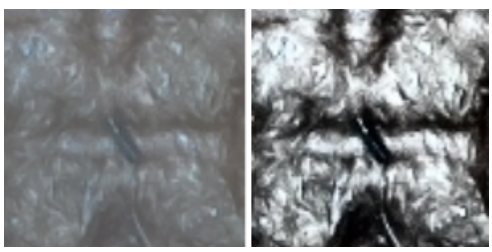
2.3.2 PRÉ-PROCESSAMENTO DAS IMAGENS

Em seguida, estas imagens são submetida a um pré-processamento a fim de remover possíveis ruídos oriundos do processo de captura. Nesta etapa objetiva-se melhorar a imagem a fim de, consequentemente, melhorar também a informação gerada a partir desta. É frequente o uso de filtros na etapa de pré-processamento, em que é possível a remoção de pequenas anomalias causadas pelo processo de captura e aumento no ganho da informação. Optou-se por utilizar o filtro espacial *high-boost* que tem como *kernel* a Equação 2.1:

$$\frac{1}{9} * \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 * A - 1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \tag{2.1}$$

O *kernel* (ou máscara) é então convoluído com cada pixel, de forma individual, considerando sua vizinhança de 8. O *high-boost* enfatiza as altas frequências, melhorando detalhes finos e contraste da imagem, quanto maior o valor de Amais enfatizados, maiores serão os detalhes finos. Comparamos então resultados da aplicação do filtro às amostras utilizadas na etapa de treinamento do *Haar Cascade*, conforme Figura 11.

Figura 11 – (a) Amostras originais e; (b) amostras submetidas ao filtro *high-boost* com $A = 1.075$.



Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

2.3.3 TREINAMENTO DO ALGORITMO

A etapa da aplicação do *Haar Cascade* consiste em utilizar este classificador para reconhecer e localizar os ovos do mosquito dado um conjunto prévio de treinamento. O trabalho com o classificador em cascata inclui duas etapas principais: treinamento e detecção. A etapa de treinamento demanda um grande esforço computacional, uma vez que nela geramos o conjunto de características que são importantes na detecção do padrão dos ovos, nesta etapa utilizamos um microcomputador com a seguinte configuração:

- Dell Optiplex 7050M;
- Processador de 7ª geração do Processador Intel® Core™ i7-7700t;
- Memória RAM de 16GB ($2 * 8$GB), DDR4;
- Disco rígido SSD 256GB M.2;
- Disco rígido (HD) de 1TB (7200 RPM) - $2,5$";

As técnicas utilizadas no presente trabalho são baseadas no algoritmo proposto por (VIOLA; JONES, 2001) por serem bastante utilizadas em problemas que envolvem reconhecimento de padrões a partir de imagens. O *Haar Cascade*, que pode ser encontrado na biblioteca *OpenCV*, é um algoritmo de aprendizado baseado em *AdaBoost*, que seleciona um pequeno número de características visuais críticas de uma determinada imagem e as utiliza para a etapa de detecção e classificação de objetos.

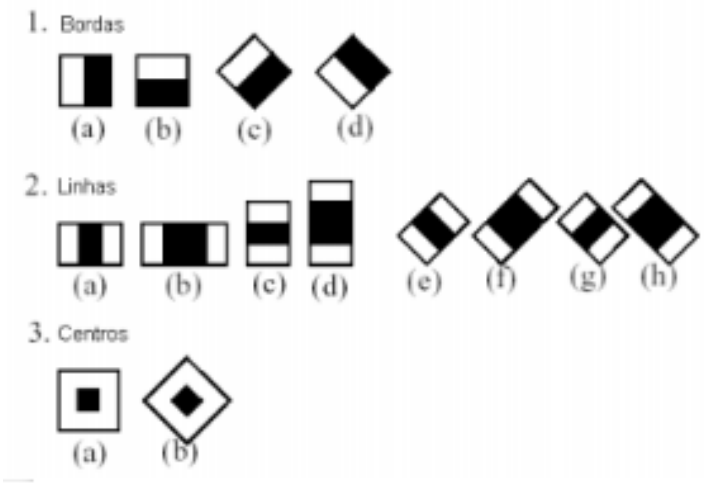
Utilizamos um conjunto de amostras contendo 1173 imagens positivas, estas imagens foram geradas a partir de 69 imagens capturadas, contendo um único ovo, com dimensões $24 * 24$ *pixels* que foram rotacionadas em 18 passos de 20 graus. O classificador necessita de imagens negativas (imagens de palhetas que não possuem ovos) para diferenciar situações em que não existem ovos, para isto, geramos um conjunto de 5955 amostras negativas. O conjunto prévio de características utilizadas, a fim de varrermos as amostras em busca das características críticas, são os apresentados na Figura 12, proposto por (VIOLA; JONES, 2001).

Para isso, aplica-se então cada característica desta na imagem capturada, em escalas e translações diferentes, dentre todas as possibilidades, gerando janelas. Calcula-se então a imagem integral de cada janela, esta é dada pela diferença da soma da intensidade dos *pixels* das áreas da janela (área negra e área branca apresentadas na Figura 12), na Equação 2.2

$$i(x', y') = s(A) - s(B)2.1 \tag{2.2}$$

Em que s é a função soma das intensidades dos *pixels* de uma determinada área na janela, sendo A a região branca e B a região negra.

Figura 12 – (a) Características estendidas extraída de (LIENHART; MAYDT, 2002).



Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

2.3.4 APLICAÇÃO DO *HAAR CASCADE*

O valor gerado a partir do cálculo da imagem integral é utilizado como característica a ser submetida ao processo de seleção do *AdaBoost*, algoritmo de *boosting*. O *boosting* é uma técnica de aprendizado de máquina que combina diversos classificadores *fracos* com o objetivos de melhorar a acurácia geral. O algoritmo mais famoso baseado da classe de *boosting* é o *AdaBoost* (DUARTE, 2009). O método de Viola-Jones utiliza o algoritmo *AdaBoost* para selecionar características cruciais na detecção do objeto-alvo (no presente trabalho, os ovos). O algoritmo se destaca principalmente devido ao seu potencial, flexibilidade e simplicidade para ser implementado em diferentes cenários (FREUND, 2001; SCHAPIRE; SINGER, 1999). Essas características são essenciais para se desenvolver sistemas autônomos, pois permitem que a aplicação seja embarcada (CHAVES, 2012).

Cada cascata do processo tem por objetivo filtrar, ainda mais, as características relevantes para determinar se uma dada janela possui ou não o objeto, procedimento realizado com um subconjunto de amostras de teste. Ao fim, um pequeno número de características importantes é selecionado e este conjunto é utilizado na etapa de detecção. Apesar do processo de cálculo da imagem integral ser linear, a aplicação massiva para cada possibilidade de janelas da imagem deixa o processo um tanto lento na fase de treinamento. Porém, após a seleção do pequeno conjunto, se torna quase que instantânea a etapa de detecção. Este pequeno conjunto selecionado é então salvo em um arquivo XML que é utilizado na etapa de detecção.

2.3.5 CONTAGEM DOS OVOS

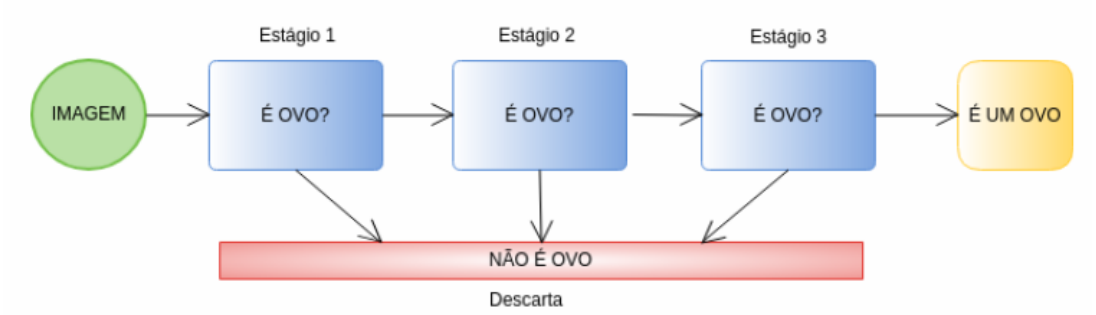
O algoritmo criado para a *Raspberry* realiza o mapeamento da palheta, capturando 5 fotos sequenciais de toda a extensão da palheta. Por meio do acionamento do servo motor é realizado a movimentação da câmera até que se obtenha as 5 imagens. Com a imagem panorâmica obtida, conforme Figura 13, é realizado o reconhecimento e contagem dos ovos. Isto é feito utilizando os dados contidos no arquivo XML, realizado na etapa de treinamento. Por ser este um processo que não demanda de grande esforço computacional, a *Raspberry* se mostrou eficiente.

Figura 13 – Foto panorâmica da palheta

Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

A Figura 14 mostra o diagrama de funcionamento que o algoritmo treinado usa para reconhecer e contabilizar os ovos do mosquito presente na palheta. O software realiza comparações em toda a extensão da palheta, nas imagens que não há presença de ovos ele descarta e onde há características iguais ao ovo ele demarca com um quadro verde.

Figura 14 – Árvoe de decisão do algoritmo



Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos pelo desenvolvimento do sistema embarcado para realizar o reconhecimento e contagem de ovos de Aedes aegypti em imagens de ovitrampas, explanado neste trabalho e descritos no capítulo anterior. Para avaliação da análise de erros do método utilizado serão considerados: o erro relativo e erro absoluto, o número de verdadeiros positivos, o número de falsos positivos, o tempo de processamento de cada palheta, *F-measure*, eficiência e *recall*.

3.1 MÉTRICAS

O número de verdadeiros positivos *(TP)* caracteriza a quantidade de vezes que o sistema calculou um valor positivo de ovos em uma imagem onde havia presença de ovos. O número de falsos positivos *(FP)* define a quantidade de vezes que o sistema calculou um valor positivo de ovos em uma imagem onde não havia presença de ovos. O tempo de processamento médio é a média de tempo gasto pelo sistema para contabilizar os ovos de uma determinada palheta. O erro absoluto é a diferença entre a subtração do número de verdadeiros positivos *(TP)* contados pelo sistema e o total número de ovos contidos na palheta, de acordo com a Equação 3.1:

$$Erro\ absoluto = Ovos\ contidos\ na\ palheta - TP \tag{3.1}$$

O erro relativo: é o valor obtido no erro absoluto dividido pelo total número de ovos contidos na palheta, de acordo com a Equação 3.2:

$$Erro\ relativo = \frac{Absoluto}{Ovos\ contidos\ na\ palheta} \tag{3.2}$$

Precisão é o valor que reflete o número efetivo de ovos corretos na contagem realizada pelo sistema, conforme Equação 3.3:

$$Precisão = \frac{TP}{TP + FP} \tag{3.3}$$

Recall é a frequência em que o classificador encontrou os exemplos de uma determinada classe, ou seja, quando realmente é ovo e o quão frequente o classificador identificou como ovo, conforme Equação 3.4:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{3.4}$$

F-measure ou F1 *score* é a média harmônica entre precisão e *recall*, quanto maior o valor do *F-meansure*, melhor a qualidade global do método, conforme Equação 3.5:

$$F1 = 2 * \frac{Precisão * Recall}{Precisão + Recall} \tag{3.5}$$

3.2 DISCUSSÕES

Para efeitos de validação do sistema embarcado, utilizou-se de 10 palhetas aleatórias as quais foram recolhidas na etapa de instalação na cidade de Pau dos Ferros. A tabela 1, mostra os resultados obtidos pelo sistema de contagem, ordenados pelo número de ovos corretos. A primeira coluna é o código de identificação da palheta, seguido do número de ovos que existem na palheta, a terceira coluna são os números contabilizados pelo sistema. A quarta coluna é o número de verdadeiros positivos *(TP)*, seguido da quantidade de Falsos Positivo *(FP)* e dos Falsos Negativos *(FN)* que o sistema contabilizou.

Tabela 1 – Resultados do sistema de contagem automática.

Código da Palheta	Número de ovos corretos	Número de ovos contabilizados	TP	FP	FN	*F-measure*	Precisão	*Recall*	Erro Absoluto	Erro Relativo
P7	7	10	4	6	3	0,47	0,4	57%	3	42%
P1	8	14	6	8	2	0,64	0,57	75%	2	25%
P14	9	24	9	15	0	0,54	0,37	100%	0	0%
P81	11	16	7	9	4	0,52	0,43	66%	4	36%
P11	21	39	21	18	0	0,69	0,53	100%	0	0%
P13	37	29	23	6	14	0,69	0,79	62%	14	37%
P4	43	30	22	10	21	0,67	0,68	43%	21	48%
P13	48	45	30	15	18	0,64	0,66	62%	18	37%
P74	63	52	42	10	21	0,72	0,8	66%	21	33%
P21	70	58	32	26	38	0,62	0,55	45%	38	54%
						MÉDIA	**0,57**	**68%**	**12**	**31%**

Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

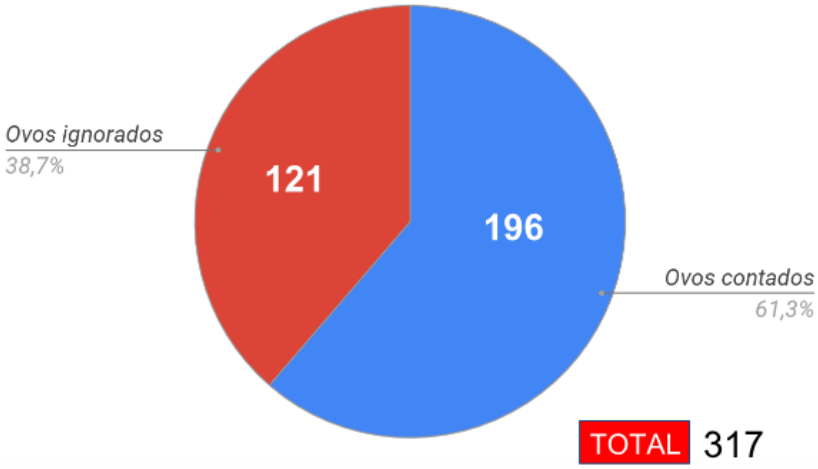
A fim de constatar a eficiência do sistema desenvolvido, foi realizada uma comparação entre os tempos necessários para realizar contagem manual dos ovos com o sistema de reconhecimento e contagem automática. O tempo que um técnico leva para realizar a contagem completa de uma palheta por lupa ou microscópio leva em média 26 minutos, considerando apenas as contagens sem interrupção (SILVA; RODRIGUES; ARAUJO, 2012). Com o sistema desenvolvido nesta pesquisa, a contagem das 10 palhetas teve média de 13 segundos para cada contagem completa dos ovos. Com isso, verificou-se um ganho exponencial de velocidade de aproximadamente 99% em relação ao método manual.

Constatou-se que o método utilizado no sistema de contagem aqui apresentado obteve precisão média de $57,30\%$ em relação ao resultado adquirido pelo método manual. O maior erro absoluto entre os valores contados nas palhetas, a palheta de código **P21**, obteve 38 ovos a menos que o valor correto. Já o *recall*, ou seja a frequência em que o seu classificador encontrou os ovos nas palhetas, teve média de $68,2\%$ para as 10 palhetas analisadas. Vale destacar que nas palhetas **P14** e **P11** o algoritmo conseguiu detectar todos os Verdadeiros Positivos das respectivas palhetas.

O gráfico apresentado na Figura 15 mostra que dos 317 ovos contidos nas 10 palhetas analisadas neste projeto, o algoritmo reconheceu 196 e desconsiderou 121 ovos,

ou seja, o sistema embarcado obteve um percentual de acertos de 61,3% e taxa de erros de 38,7%.

Figura 15 – Percentual de acertos.



Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

Analisando o número de Falsos Positivos o melhor resultado, no qual a contagem apresenta a menor quantidade de FP em relação a quantidade de ovos contabilizados, é referente a palheta **P74**. Com isso, ela obteve a melhor média entre precisão e *recall*, apresentando o *F-meansure* de $0,72$. Na última coluna da Tabela 1 mostra a média de 31% de erros relativos dentre as 10 palhetas analisadas nesta pesquisa.

Um fator relevante para a contagem correta dos ovos foi constatado durante os resultados, o fato de não haver uma padronização no tamanho (Largura x Comprimento x Espessura) e no material das palhetas, como se pode notar na Figura 16. Com isso, foi preciso ajustar a dimensão das imagens capturadas para se adaptar aos tamanhos das palhetas.

Figura 16 – Diferença entre palhetas.

Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

Na Figura 17 são exibidos a diferença no material entre uma palheta e outra. Percebe-se que na Figura 17a a palheta é mais uniforme e lisa, dessa maneira a imagem é mais clara e não gera sombras. Enquanto na Figura 17b há presença de gomos em toda a extensão da palheta, gerando sombras e consequentemente interferindo no resultado da contagem.

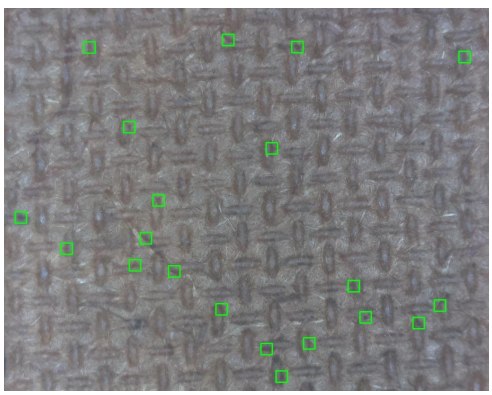
Figura 17 – Diferença entre o material das palhetas.

(a) Palheta lisa. **(b) Palheta com gomos.**

Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

A presença de muitos Falsos Positivos (FP) na contagem realizada pelo sistema se deu devido a pequenas manchas ou pelos próprios gomos profundos das palhetas, apresentando formação e coloração idênticas ao ovo do mosquito. Na Figura 18 são exibidos os resultados referentes às etapas de reconhecimento no processo de contagem automática de ovos em uma parte da palheta, onde o material apresenta gomos na superfície. Observa-se que nesta palheta não há presença de ovos, mas devido as sombras geradas pelo material da palheta, acaba criando formas e cores semelhantes ao do ovo do mosquito, fazendo com que o algoritmo reconheça todos os quadros verdes apresentados como sendo verdadeiro positivo *(TP)*.

Figura 18 – Palheta com gomos.

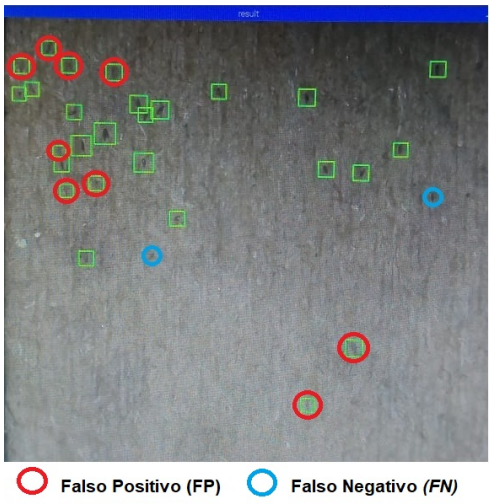


Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

Já utilizando outra palheta com superfície lisa (Figura 19), nota-se a eficácia de

detecção de ovos pelo algoritmo, reconhecendo quase todos os ovos mesmo quando na imagem aparecem manchas de cores próximas à cor dos ovos.

Figura 19 – Palheta lisa.

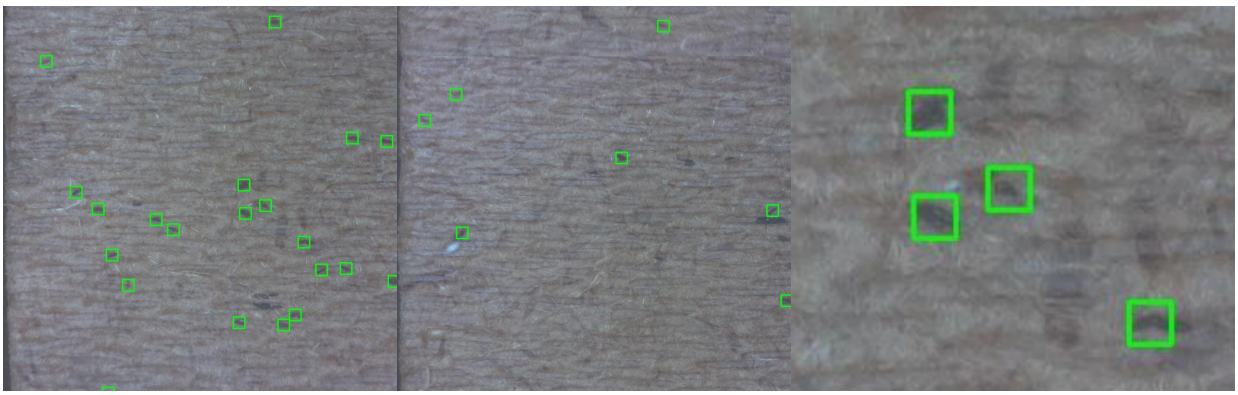


Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

Outro ponto que pode-se destacar nos resultados está em duas imagens retiradas de uma parte da palheta **P21** representada na Figura 20a e Figura 20b. Quando há presença de ovos bem próximos uns aos outros, ou ate mesmo sobreposição de ovos, o algoritmo ignora os mesmos e considera como Falso Negativo (FN).

Já na Figura 20c pelo fato de haver dois ovos sobrepostos o sistema contabilizou apenas um ovo. Nesta sobreposição apresentada na palheta **P21** alguns *pixels* podem ser classificados de forma equivocada, fazendo com que o sistema não detecte os dois ovos e contabiliza como somente um ovo.

Figura 20 – Resultado do reconhecimento de ovos em uma palheta.



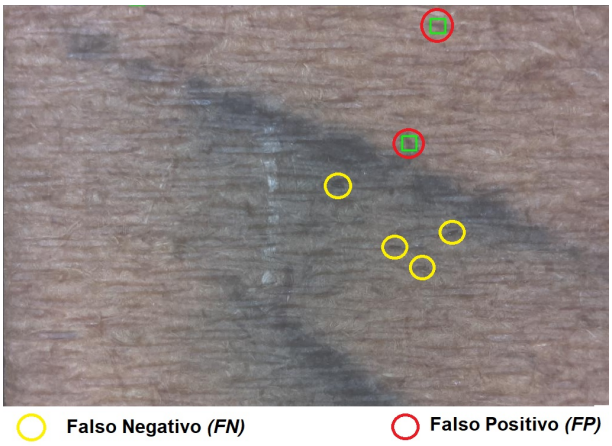
(a) Resultado para palheta P21. **(b) Resultado para palheta P21.** **(c) Sobreposição de ovos palheta P21.**

Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

Outro fator relevante constatado nos resultados, foi a presença de manchas oca-

sionadas pelo clipe de metal que é prendido na palheta e no balde durante a etapa de instalação das armadilhas, explicado na seção 2.1. Como o clipe entra em contato com a água do balde, provoca uma mancha escura na palheta, como pode ser visto na Figura 21. Devido a cor dos ovos ser escura e idêntica a cor da mancha, resulta que os ovos acabam se camuflando nesta sujeira, tornando difícil distingui-los da superfície da palheta. Consequentemente, o algoritmo tem dificuldades de conseguir reconhecer e contabilizar os ovos nessa região.

Figura 21 – Mancha em decorrência do clipe usado na armadilha.



Fonte: Elaborado pelo autor (2018)

3.3 SOLUÇÕES

Para os problemas encontrados no tópico 3.2 referente aos diversos tamanhos e materiais utilizados nas palhetas, é proposto que se faça uma padronização dessas armadilhas, seja escolhendo o mesmo tipo de material, de preferência o MDF com superfície lisa, como mandando recortar as peças no mesmo local, para que se tenha os mesmos tamanhos em largura, comprimento e espessura. Visto que, foi constatado que a diferença entre as palhetas influenciou diretamente no resultado da contagem dos ovos.

Quanto ao número elevado de Falsos Positivos e Falsos Negativos presentes nos resultados da Tabela 1, a utilização de mais critérios de seleção de verdadeiros positivos *(TP)* e de manchas e sujeiras como sendo características de Verdadeiros Negativos *(VN)*. Bem como melhorar a qualidade da câmera usada na captura das imagens para se obter maior nitidez dos objetos. Assim, o algoritmo irá diferir melhor e tratar o que realmente é ovo e o que é de fato sujeiras ou objetos que não sejam os ovos do mosquito.

Em relação a mancha criada pelo clipe de metal usado como presilha na palheta, uma alternativa para que não se crie mais estas sujeiras, seria prender com fita dupla face na parte oposta onde os ovos são depositados, entre a palheta e a borda do balde. Assim,

a palheta continuaria fixa na armadilha e eliminaria este problema com manchas escuras na superfície da palheta.

4 CONCLUSÃO

A dengue é um dos principais problemas de saúde do mundo, especialmente em países tropicais como o Brasil, onde o clima e os hábitos urbanos oferecem condições favoráveis para o desenvolvimento e a proliferação do mosquito. Como não existe uma vacina para prevenir a doença, a melhor prevenção é combater o mosquito e sua proliferação. Atualmente a contagem dos ovos do vetor é realizada de forma manual, o que requer muito tempo para ser realizado e está propenso a erros. O presente trabalho procurou desenvolver um sistema para automatizar o reconhecimento e contagem dos ovos do Aedes aegypti contidos em palhetas de ovitrampas, com a finalidade de contribuir diretamente para obtenção de dados mais rápidos e confiáveis sobre os índices de infestação do mosquito.

Os resultados obtidos através do sistema foram considerados bons em comparação com um método manual de contagem, cujo resultado é sensível às possíveis falhas do laboratorista, devido a alta necessidade de concentração e fadiga visual. O algoritmo conseguiu identificar 196 dos 317 ovos, cerca 61.82% dos ovos contidos nas dez palheta de testes. Devido a fatores extras como a falta de padronização das palhetas, a quantidade de sujeiras e manchas encontradas nas palhetas de testes, a baixa qualidade da câmera, os números de ovos contados corretamente não foram maiores. Além disso, comprovou-se que o desempenho obtido pelo classificador indica que precisaria de mais amostras positivas e de palhetas sem ovos no treinamento para poder validar o reconhecimento e contagem automática com maior precisão.

5 TRABALHOS FUTUROS

Embora o sistema tenha mostrado resultados positivos, algumas melhorias podem ser realizadas a fim de aprimorar os resultados e torná-lo mais robusto a falhas. O problema da presença de manchas nas imagens adquiridas pelo sistema, podem ser resolvidos por soluções diversas, desde a mudança da presilha da palheta no balde, substituindo o clipe de metal, como aplicar novos filtros morfológicos que possam suavizar estas sujeiras que atrapalham a contagem dos ovos. Na fase de reconhecimento, o aprimoramento do treinamento com mais amostras de ovos como de palhetas sem ovos a fim de tornar o algoritmo mais preciso, e assim, aprimorar o reconhecimento de verdadeiros positivos e diminuir a incidência de falsos positivos. Aperfeiçoar a mecânica de movimentação da câmera, isso pode ser feito trocando por um motor com funcionamento mais suave, a fim de melhorar a precisão das imagens capturadas.

Outra implementação para trabalhos futuros é o aprimoramento do *hardware*, testando outras técnicas de movimentação e capturas de imagens, assim como, aquisição de uma câmera com mais *pixels* para obter imagens com mais nitidez e melhor resolução. A implementação dessa e outras melhorias a serem incorporadas ao sistema fazem parte dos trabalhos futuros a serem realizados.

REFERÊNCIAS

BENITO, G. A. V.; LICHESKI, A. P. Sistemas de informação apoiando a gestão do trabalho em saúde. **Revista Brasileira de Enfermagem**, Associação Brasileira de Enfermagem, v. 62, n. 3, 2009.

(BRAZIL), F. N. de S. **Programa Nacional de Controle da Dengue-PNCD: instituído em 24 de julho de 2002**. [S.l.]: Fundação Nacional de Saúde, 2002.

CHAVES, B. B. **Estudo do algoritmo AdaBoost de aprendizagem de máquina aplicado a sensores e sistemas embarcados.** Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2012.

DALLAZUANNA, H.; BONAT, W. H.; JUNIOR, P. R. Dengue um ambiente para o monitoramento de ovos do mosquito aedes aegypti. **53 RBRAS-Reunião Brasileira da Sociedade Internacional de Biometria, 2008, Lavras. Anais da 53 RBRAS**, 2008.

DONALÍSIO, M. R.; GLASSER, C. M. Vigilância entomológica e controle de vetores do dengue. **Revista Brasileira de Epidemiologia**, SciELO Public Health, v. 5, p. 259–279, 2002.

DUARTE, J. **O Algoritmo Boosting at Start e suas Aplicaçoes**. Tese (Doutorado) — PUC-Rio, 2009.

FEITOSA, L. et al. Sistema de contagem automática de ovos do aedes aegypti a partir de processamento de imagens das palhetas de ovitrampas. Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Norte, 2015.

FREUND, Y. An adaptive version of the boost by majority algorithm. **Machine learning**, Springer, v. 43, n. 3, p. 293–318, 2001.

GONZALEZ, R.; WOODS, R. Processamento de imagens digitais, editora edgard blücher ltda, s. **Paulo, Brasil**, v. 509, 2000.

KASINSKI, A.; SCHMIDT, A. The architecture and performance of the face and eyes detection system based on the haar cascade classifiers. **Pattern Analysis and Applications**, Springer, v. 13, n. 2, p. 197–211, 2010.

LIENHART, R.; MAYDT, J. An extended set of haar-like features for rapid object detection. In: IEEE. **Image Processing. 2002. Proceedings. 2002 International Conference on**. [S.l.], 2002. v. 1, p. I–I.

MELLO, C. A. et al. Automatic counting of aedes aegypti eggs in images of ovitraps. In: **Recent Advances in Biomedical Engineering**. [S.l.]: InTech, 2009.

MENDONÇA, F. d. A.; SOUZA, A. Veiga e; DUTRA, D. de A. Saúde pública, urbanização e dengue no brasil. **Sociedade & natureza**, SciELO Brasil, v. 21, n. 3, 2009.

OLIVEIRA, W. A. Zika vírus: histórico, epidemiologia e possibilidades no brasil. **Revista de Medicina e Saúde de Brasília**, v. 6, n. 1, 2017.

PADILLA, R.; FILHO, C. C.; COSTA, M. Evaluation of haar cascade classifiers designed for face detection. **World Academy of Science, Engineering and Technology**, v. 64, p. 362–365, 2012.

REINIUS, S. **Object recognition using the OpenCV Haar cascade-classifier on the iOS platform**. 2013.

REITER, P.; COLON, M. Enhancement of the cdc ovitrap with hay infusions for daily monitoring of aedes aegyp?/populations. 1991.

SCHAPIRE, R. E.; SINGER, Y. Improved boosting algorithms using confidence-rated predictions. **Machine learning**, Springer, v. 37, n. 3, p. 297–336, 1999.

SILVA, M. G. N. M. da; RODRIGUES, M. A. B.; ARAUJO, R. E. de. Sistema de aquisição e processamento de imagens de ovitrampas para o combate a dengue. **Rev. Bras. Eng. Biom**, SciELO Brasil, v. 28, n. 4, p. 364–374, 2012.

TITO, E. A. H. **MÉTODOS BAYESIANOS EM VISÃO COMPUTACIONAL**. Tese (Doutorado) — UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO, 2005.

VIOLA, P.; JONES, M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. In: IEEE. **Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on**. [S.l.], 2001. v. 1, p. I–I.