

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

**SISTEMA DE AQUISIÇÃO E PROCESSAMENTO DE
IMAGENS DE OVITRAMPAS**

por

MARILÚ GOMES NETTO MONTE DA SILVA

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da
Universidade Federal de Pernambuco como parte dos requisitos para a obtenção do grau de
Mestre em Engenharia Elétrica.

ORIENTADOR: PROF. DR. RENATO EVANGELISTA DE ARAUJO

**CO-ORIENTADOR: PROF. DR. MARCO AURÉLIO BENEDETTI
RODRIGUES**

Recife, Janeiro de 2011.

Catálogo na fonte
Bibliotecária Raquel Cortizo, CRB-4 664

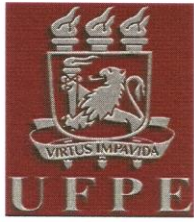
S586ss Silva, Marilú Gomes Netto Monte da.
Sistema de aquisição e processamento de imagens ovitrampas / Marilú Gomes Netto Monte da Silva. - Recife: O Autor, 2011.
xi, 81 folhas, il., gráfs., tabs., figs.

Orientador: Prof. Dr. Renato Evangelista de Araujo
Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em

Inclui Referências Bibliográficas e Anexos.

1. Engenharia Elétrica. 2.Dengue. 3.Instrumentação
4.Processamento de Imagens e contagem automática.
Araújo,, Renato Evangelista de (orientador). II. Título.

621.3 CDD (22. ed.) UFPE
BCTG/2011-054



Universidade Federal de Pernambuco
Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

PARECER DA COMISSÃO EXAMINADORA DE DEFESA DE
DISSERTAÇÃO DO MESTRADO ACADÊMICO DE

MARILÚ GOMES NETTO MONTE DA SILVA

TÍTULO

**“SISTEMA DE AQUISIÇÃO E
PROCESSAMENTO DE IMAGENS DE OVITRAMPAS”**

A comissão examinadora composta pelos professores: RENATO EVANGELISTA DE ARAUJO, DES/UFPE, SERGIO CAMPELLO OLIVEIRA, POLI/UPE e JURANDIR NADAL, IALC/UFRJ sob a presidência primeiro, consideram a candidata **MARILÚ GOMES NETTO MONTE DA SILVA APROVADA.**

Recife, 14 de janeiro de 2011.

RAFAEL DUEIRE LINS
Coordenador do PPGE

RENATO EVANGELISTA DE ARAUJO
Orientador e Membro Titular Interno

JURANDIR NADAL
Membro Titular Externo

SERGIO CAMPELLO OLIVEIRA
Membro Titular Externo

Dedicatória

Dedico este trabalho a Deus, provedor de nossa existência e racionalidade, e a minha família:

- a meus pais Aimar e Maria de Lourdes, por todo esforço na minha criação sempre dando os melhores exemplos possíveis;
- a meu irmão Ismael, companheiro de toda vida;
- ao meu amado esposo João Marcelo, que divide comigo todas as emoções e obstáculos desta vida;
- a meu querido filho Leoni Kurt, que enche cada vez mais meu coração de alegria e orgulho.

Agradecimentos

Sou grata extensivamente às pessoas que, de alguma forma, contribuíram para a realização desta dissertação, em especial:

- à Profa. Fernanda Alencar, ao Prof. Hélio Magalhães de Oliveira, ao Prof. Renato Evangelista de Araujo, ao Prof. Tomaz de Carvalho Barros, e ao Prof. Tsang Ing Ren, pela base concebida nas disciplinas cursadas durante o mestrado;
- à Banca Examinadora composta pelos professores Renato Evangelista de Araujo, Jurandir Nadal e Sérgio Campello Oliveira pela colaboração através das suas críticas e sugestões;
- ao FINEP e CNPQ pelo suporte financeiro dado, ao abrigo do processo n ° 01.08.0396.00;
- ao CPqAM pelo trabalho em conjunto no projeto;
- à toda minha família pelo apoio emocional e compreensão;
- aos amigos que sempre me apoiaram, sendo no lazer ou no amparo em situações difíceis. Não tendo como citar o nome de todos, gostaria de destacar Alana da Gama, Andréa Tenório, Lívia Barbosa, Bárbara Bahia, e aos que cursaram comigo as disciplinas do programa;
- aos alunos de iniciação científica: Érico Cavalcante, pela ajuda com o servidor; Kamila Queiroz, Samara de Souza e Andréa Maia pela ajuda na seleção das imagens e contagem dos ovos do mosquito.
- novamente ao Prof. Renato Evangelista de Araujo, meu orientador, e ao Prof. Marco Aurélio Benedetti Rodrigues, meu co-orientador, por terem aceitado me orientar no mestrado, pela disposição na busca dos recursos, pela colaboração intensa para a minha formação intelectual, por acreditar em mim, pela amizade desenvolvida e muito mais.

Resumo da Dissertação apresentada à UFPE como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

SISTEMA DE AQUISIÇÃO E PROCESSAMENTO DE IMAGENS DE OVITRAMPAS

Marilú Gomes Netto Monte da Silva

Janeiro / 2011

Orientador: Prof. Dr. Renato Evangelista de Araujo.

Co-orientador: Prof. Dr. Marco Aurélio Benedetti Rodrigues

Área de Concentração: Eletrônica – Aquisição e Processamento de Sinais (Imagens).

Palavras-chave: Dengue, Instrumentação, Processamento de Imagens e Contagem Automática.

Número de Páginas: 94.

A dengue é uma doença viral transmitida ao homem pela picada do mosquito *Aedes aegypti* contaminado. A erradicação do mosquito é extremamente difícil, por isso a implementação e o acompanhamento das medidas de controle do inseto são essenciais. Novos métodos de monitoração do vetor da doença é uma das principais preocupações de vários países tropicais. No estado de Pernambuco, a ocorrência do vetor vem sendo monitorada pelo do uso de ovitrampas, armadilhas especiais para a deposição dos ovos do mosquito e pela contagem de ovos. No entanto, esta contagem é realizada manualmente com o auxílio de lupa ou microscópio. Esta dissertação apresenta uma ferramenta capaz de realizar a aquisição automática das imagens das palhetas das ovitrampas, armazenar as informações, realizar a contagem semi-automática e automática dos ovos. O sistema desenvolvido é baseado em uma plataforma óptica, uma interface homem-máquina, e um *software* de aquisição de imagem e contagem assistida dos ovos do mosquito. As informações obtidas são enviadas pela Internet para um computador servidor *WEB*, onde são analisadas por técnicas de processamento de imagens. A contagem automática dos ovos baseia-se nos processos: segmentação, filtragem e contagem. Protótipos do dispositivo foram instalados e implementados, em duas diferentes cidades do estado de Pernambuco. A partir dos dados obtidos foram realizados testes comparativos entre os métodos manuais, semi-automáticos e automáticos, obtendo-se resultados que indicam a viabilidade da técnica.

Abstract of Dissertation presented to UFPE as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master in Electrical Engineering.

SYSTEM FOR ACQUISITION AND PROCESSING OVITRAPS IMAGES

Marilú Gomes Netto Monte da Silva

Janeiro / 2011

Supervisor(s): Renato Evangelista de Araujo, Prof. Dr.; Marco Aurélio Benedetti Rodrigues, Prof. Dr..

Area of Concentration: Electronics – Acquisition and Signal Processing (Images).

Keywords: Dengue, Instrumentation, Image Processing and Automatic Counting.

Number of Pages: 94.

Dengue is a viral disease transmitted to humans by the infected *Aedes aegypti* mosquito bite. The eradication of the vector is extremely difficult, so the implementation and evaluation of public policies are important. New methods of monitoring disease vectors are a major concern in many tropical countries. On Pernambuco state, the presence of the vector has been monitored through the use of ovitraps, special traps for the deposition of mosquito eggs, and eggs counting methods. However, this count is been done manually with a magnifying glass or microscope. This work presents a tool capable of performing automatic acquisition of images of the ovitraps palettes, store information and count semi-automatically and automatically eggs. The developed system is based on an optical platform, a man-machine interface, and a *software* for mosquito eggs counting. The obtained informations are sent over the Internet to a WEB server computer, where they are analyzed using image processing techniques. The automatic counting of the eggs is based on segmentation, filtering, and counting processes. Prototypes of the device have been installed and implemented in two different cities on Pernambuco state. From the obtained data, comparative tests of the manual, semi-automatic and automatic counting methods were performed, achieving satisfactory results and showing the system viability.

Sumário

LISTA DE FIGURAS	X
LISTA DE TABELAS.....	XII
LISTA DE SÍMBOLOS E SIGLAS.....	XIII
1 INTRODUÇÃO.....	1
1.1 MOTIVAÇÃO	3
1.2 OBJETIVOS	5
1.3 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO.....	6
2 SISTEMA DE AQUISIÇÃO.....	8
2.1 <i>HARDWARE</i> PARA AQUISIÇÃO DAS IMAGENS	10
2.1.1 <i>Placa de controle</i>	10
2.1.2 <i>Placa de comunicação</i>	13
2.1.3 <i>Sistema mecânico</i>	14
2.1.4 <i>Sistema de iluminação</i>	16
2.1.5 <i>Dispositivo de captura de imagem</i>	17
2.2 <i>SOFTWARE</i> PARA AQUISIÇÃO DAS IMAGENS	20
2.3 TRANSFERÊNCIA DOS DADOS	23
3 PROCESSAMENTO DE IMAGENS.....	25
3.1 CONCEITOS BÁSICOS	25
3.1.1 <i>Imagem digital</i>	25
3.1.2 <i>Sistemas de cor</i>	26
3.1.2.1 <i>Modelo RGB</i>	26
3.1.2.2 <i>Modelo HSV</i>	27
3.1.2.3 <i>Modelo YIQ</i>	28
3.1.3 <i>Processamento em imagem binária</i>	29
3.1.3.1 <i>Filtragem espacial</i>	29
3.1.3.2 <i>Morfologia matemática</i>	30
3.1.4 <i>Segmentação</i>	32
3.1.4.1 <i>Limiarização</i>	32
3.1.4.2 <i>Segmentação por cor</i>	33
3.1.5 <i>Probabilidade</i>	34
3.1.5.1 <i>Variável aleatória</i>	36
3.1.5.2 <i>Distribuição Gaussiana</i>	38
3.1.6 <i>Teoria da informação</i>	39
3.1.6.1 <i>Auto-informação</i>	39
3.1.6.2 <i>Entropia</i>	40
3.1.6.3 <i>Fonte discreta sem memória</i>	40
3.1.6.4 <i>Entropia r-ária</i>	42
3.2 MÉTODOS EXISTENTES	43
3.3 NOVO MÉTODO.....	43
3.3.1 <i>1ª Etapa: Segmentação</i>	45
3.3.2 <i>2ª Etapa: Filtragem</i>	53
3.3.3 <i>3ª Etapa: Contagem dos ovos</i>	55
4 RESULTADOS	57
4.1 RESULTADOS DO SISTEMA DE AQUISIÇÃO	57

4.2	RESULTADOS DA CONTAGEM AUTOMÁTICA	59
5	CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS	72
	REFERÊNCIAS	75
	ANEXO	79
1	CONTRIBUIÇÕES	80

Lista de Figuras

Figura 1.1 - <i>Imagens[Fiocruz/Secretaria de Saúde]: (a) mosquito, (b) ovos do mosquito e (c) estágio larvário. As figuras não estão em proporções reais.</i>	2
Figura 1.2 - <i>(a) Foto de uma ovitrampa com duas palhetas, (b) foto de uma ovitrampa sendo montada por agente da saúde [fiocruz] e (c) foto de ovitrampas recolhidas do campo, todas em Santa Cruz do Capibaribe.</i>	3
Figura 1.3 - <i>Foto da palheta utilizada para a oviposição, com zoom em uma pequena região para melhor observação dos ovos.</i>	4
Figura 1.4 - <i>(a) Contagem manual feita com auxílio de lupa e (b) foto de técnico especializado realizando contagem dos ovos de forma manual, visualizando os ovos através de um microscópio[Fiocruz].</i>	5
Figura 2.1 - <i>Esquema do sistema de digitalização de imagens e transferência dos dados pela internet via FTP para um servidor.</i>	9
Figura 2.2 - <i>Imagem da parte interna do protótipo do SDP, (a)visualização da parte superior, mostrando detalhes das placas de controle e comunicação e (b) visualização lateral, mostrando detalhes da câmera, sistema de iluminação, plataforma e palheta</i>	9
Figura 2.3 - <i>Painel frontal do protótipo do sistema, onde o usuário insere a amostra.</i> ..	10
Figura 2.4 - <i>Diagrama de funcionamento da placa de controle.</i>	10
Figura 2.5 - <i>Esquema geral do circuito montado para controle.</i>	12
Figura 2.6 - <i>Cabo conversor USB/SERIAL.</i>	13
Figura 2.7 - <i>Diagrama da comunicação entre o computador e o PIC.</i>	14
Figura 2.8 - <i>Circuito de controle do motor de passo.</i>	15
Figura 2.9 - <i>Circuito de alimentação do sistema de iluminação.</i>	17
Figura 2.10 - <i>Diagrama da interface.</i>	20
Figura 2.11 - <i>Tela de entrada da interface homem-máquina.</i>	21
Figura 2.12 - <i>Diagrama: Aquisição e apresentação da imagem digitalizada.</i>	21
Figura 2.13 - <i>Imagem da palheta completa, após junção das 3 imagens adquiridas.</i>	22
Figura 2.14 - <i>Ampliação de dois trechos da palheta contendo a junção das imagens, (a) primeira junção e (b) segunda junção.</i>	22
Figura 2.15 - <i>Interface Homem-Máquina após a aquisição de uma imagem, com zoom, e contagem assistida pelo computador, onde os ovos são marcados com pontos vermelhos.</i>	23
Figura 3.1 - <i>Cubo de cores RGB.</i>	27
Figura 3.2 - <i>Imagens :(a) no modelo RGB, (b)banda R, (c)banda G e (d) banda B.</i>	27
Figura 3.3 - <i>(a)Imagem no modelo HSV, (b)banda H, (c)banda S e (d) banda V.</i>	28
Figura 3.4 - <i>(a)Imagem no modelo YIQ, (b)banda Y, (c)banda I e (d) banda Q.</i>	29
Figura 3.5 - <i>(a)Imagem binária e (b)imagem filtrada com filtro de moda.</i>	30
Figura 3.6 - <i>FDP da distribuição da Gaussiana.</i>	38
Figura 3.7 - <i>Gráfico de $h(p)$ em função de p no intervalo $[0, 1]$.</i>	42
Figura 3.8 - <i>Amostra de uma imagem de palheta com ovos do mosquito da dengue.</i>	44

Figura 3.9 – Diagrama das etapas do algoritmo do método novo de contagem.	45
Figura 3.10 – (a)Imagem original em RGB e (b)máscara resultante da aplicação da técnica de segmentação por cor em (a).	47
Figura 3.11 – (a) Imagem da palheta sem ovos e (b) seu histograma da componente vermelha.	48
Figura 3.12 – Imagem de palheta com ovos nas bandas (a)R(red), (b)G(green) e (c)B (blue).	49
Figura 3.13 – Histograma de uma janela 100x100pixels da imagem da palheta com ovos.	49
Figura 3.14 – Gráfico do $\log(H_{256}) \times \log(\alpha)$ para determinar a relação de α com a entropia.	52
Figura 3.15 – (a)Imagem da banda R e (b) resultado da segmentação por limiarização aplicada na imagem (a).	53
Figura 3.16 – (a)Máscara resultante da primeira segmentação, (b) máscara resultante da segunda segmentação e (c) resultado final da segmentação (operação AND entre (a) e (b)).	53
Figura 3.17 – (a)Imagem segmentada e (b) resultado da aplicação do filtro da moda (3x3) em (a).	54
Figura 3.18 – (a) Imagem filtrada com filtro da moda e (b) resultado da filtragem morfológica em (a).	55
Figura 4.1 – Fotos do SDP instalado em (a)CPqAM em Recife e em (b) Santa Cruz do Capibaribe.	57
Figura 4.2 – Trecho de uma amostra de imagem de palheta com diversos artefatos referentes a sua interação com determinados ambientes.	59
Figura 4.3 – Imagem 1:(a)original em RGB, (b) segmentada com a diferença em relação a imagem filtrada destacada em vermelho e (c)após filtragens.	60
Figura 4.4 – Imagem 7:(a)original em RGB, (b) segmentada com a diferença em relação a imagem filtrada destacada em vermelho e (c)após filtragens.	60
Figura 4.5 – Imagem 8:(a)original em RGB, (b) segmentada com a diferença em relação a imagem filtrada destacada em vermelho e (c)após filtragens.	61
Figura 4.6 – Imagem 9:(a)original em RGB, (b) segmentada com a diferença em relação a imagem filtrada destacada em vermelho e (c)após filtragens.	61
Figura 4.7 – Imagem 45:(a)original em RGB, com algumas impurezas circuladas em vermelho, (b) segmentada com a diferença em relação a imagem filtrada destacada em vermelho e (c)após filtragens.	62
Figura 4.8 – Imagem 74:(a)original em RGB, (b) segmentada com a diferença em relação a imagem filtrada destacada em vermelho e (c)após filtragens.	62
Figura 4.9 – Imagem 92:(a)original em RGB, (b) segmentada com a diferença em relação a imagem filtrada destacada em vermelho e (c)após filtragens.	63
Figura 4.10 – Imagem 96:(a)original em RGB, (b) segmentada com a diferença em relação a imagem filtrada destacada em vermelho e (c)após filtragens.	63
Figura 4.11 – Imagem 98:(a)original em RGB, com círculo em vermelho destacando região com cor próxima a do ovo, (b) segmentada com a diferença em relação a imagem filtrada destacada em vermelho e (c)após filtragens.	64
Figura 4.12 – Imagem 100:(a)original em RGB, com círculo em vermelho destacando região com características próxima a do ovo, (b)segmentada com a diferença em relação a imagem filtrada destacada em vermelho e (c)após filtragens.	64

Lista de Tabelas

Tabela 2.1 – <i>Testes realizados com um scanner, utilizando diferentes resoluções para a aquisição das imagens.</i>	18
Tabela 4.1 – <i>Comparação temporal dos métodos manuais de contagem.</i>	58
Tabela 4.2 – <i>Resultados dos experimentos realizados no Grupo I de imagens.</i>	66
Tabela 4.3 – <i>Resultados dos experimentos realizados no Grupo II de imagens.</i>	67
Tabela 4.4 – <i>Resultados dos experimentos realizados no Grupo III de imagens.</i>	68
Tabela 4.5 – <i>Resultado geral.</i>	69
Tabela 4.6 – <i>Resultados para imagens sem ovo.</i>	70

Lista de Símbolos e Siglas

WHO – Organização Mundial de Saúde (*World Health Organization*)
SES – Secretaria de Saúde de Pernambuco
CPqAM – Centro de Pesquisa Aggeu Magalhães
SAUDAVEL – Sistema de Apoio Unificado para Detecção e Acompanhamento em Vigilância Epidemiológica
CPU – *Central Processor Unit*
CI – Circuito Integrado
PC – *Personal computer*
USB – *Universal Serial Bus*
SDP – Sistema de Digitalização de Palhetas
CCD – Dispositivo de cargas acopladas (*Charge Coupled Device*)
CFTV – Circuito fechado de TV
LED – *Light-emitting diode*
FTP – Protocolo de transferência de arquivos (*File Transfer Protocol*)
IP – *Internet Protocol*
dpi – Pontos por polegada (*dots per inch*)
JPEG – Formato de armazenamento de imagem (*Joint Photographic Experts Group*)
RGB – Sistema de Cor (*Red-Green-Blue*)
T – Limiar de Corte (*Threshold*)
R – Componente Vermelha da cor do *pixel*
G – Componente Verde de cor do *pixel*
B – Componente Azul de cor do *pixel*
 p_i – Probabilidade de se encontrar um *pixel* de nível de cinza i
 n_i – Número de *pixels* de nível de cinza i
 μ_G – Média da Gaussiana
 σ_G – Desvio padrão da Gaussiana
 α – Fator que possui relação inversa com a entropia
 H_{256} – Função Entropia normalizada
 $A_{total\ de\ ovos}$ – Área total classificada como ovos
 A_{ovo} – Área média de um ovo, 160 *pixels*
 N_{ovos} – Número de ovos, contados pelo algoritmo de contagem automática

CAPÍTULO 1

Introdução

No mundo tecnológico, a ciência aponta para novos paradigmas, onde uma importante preocupação é a integração do social com o ambiente. Hoje existe um grande problema de saúde pública, eliminar os mosquitos transmissores da dengue.

O *Aedes aegypti* surgiu na África e de lá espalhou-se para Ásia e Américas, principalmente através do tráfego marítimo. Durante o século XVIII chegou ao Brasil juntamente com as embarcações que transportavam africanos para trabalho escravo, já que os ovos do mosquito podem resistir, sem entrar em contato com a água, por até um ano [1].

O *Aedes aegypti* (Figura 1.1a), mosquito transmissor da dengue, se caracteriza como um inseto de comportamento tanto urbano quanto rural. Uma vez com o vírus da dengue, a fêmea torna-se vetor permanente da doença, bem como seus descendentes, que podem nascer infectados. Os ovos dos mosquitos não são postos na água (Figura 1.1b). São depositados milímetros acima de sua superfície, em recipientes tais como latas e garrafas vazias, pneus, calhas, caixas d'água descobertas, pratos de vasos de plantas ou qualquer outro que possa armazenar água de chuva. Quando chove, o nível da água nesses reservatórios sobe e entra em contato com os ovos que eclodem em pouco mais de 30 minutos. Em um período que varia entre cinco e sete dias, a larva (Figura 1.1c) passa por quatro fases até dar origem a um novo mosquito [2].

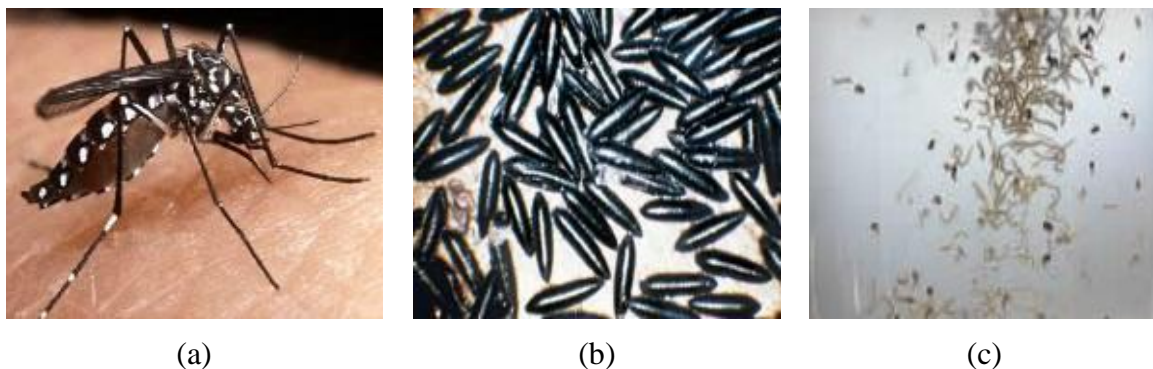


Figura 1.1 - *Imagens[FIOCRUZ/Secretaria de Saúde]: (a) mosquito, (b) ovos do mosquito e (c) estágio larvário. As figuras não estão em proporções reais.*

A dengue é uma doença causada por um vírus que se aloja no mosquito *Aedes aegypti* e é transmitida aos seres humanos por meio da picada do inseto, necessitando assim de um grande alerta a população quanto aos cuidados necessários para evitar materiais que acumulem água em suas casas. A dengue vem crescendo constantemente nos últimos 40 anos, tanto em número de incidência como em distribuição. A Organização Mundial de Saúde (*WHO, World Health Organization*) estima que ocorrem 50 milhões de casos de infecção de dengue anualmente, e que 2,5 bilhões de pessoas correm risco de contaminação [5]. A Secretaria de Saúde de Pernambuco (SES) confirmou 6.011 casos de dengue em 2010 no período de janeiro a julho, em 171 municípios, de um total de 32.136 notificações. A erradicação do *Aedes aegypti* é considerada praticamente impossível, devido ao crescimento populacional e a deficiência na infra-estrutura de saneamento básico [3], [4]. Contudo, o monitoramento do vetor da dengue faz-se necessário para a avaliação da eficácia e planejamento das políticas públicas de controle da doença. O monitoramento da dengue baseia-se na determinação da presença do vetor, da densidade e da frequência de ocorrência. Técnicas de monitoramento baseadas no método de oviposição estão bem estabelecidas e exploradas [3].

1.1 Motivação

Na análise estatística do crescimento da população de *Aedes aegypti* em Pernambuco, realizada pelo Centro de Pesquisas Aggeu Magalhães (CPqAM) [6], estão sendo usadas ovitrampas (Figura 1.2a), que são armadilhas especiais para coleta dos ovos do mosquito. A ovitrampa consiste em um pequeno balde de plástico preto, com água, duas palhetas de eucatex e larvicida biológico (Bti-G) [7],[8], (Figura 1.2b). Cada ovitrampa pode coletar mais de 1.000 ovos, portanto elas também contribuem para a redução da população do mosquito. A cada quatro semanas, as palhetas são substituídas por agentes de saúde e levadas para um laboratório de contagem de ovos instalado no município da coleta (Figura 1.2b).



(a)



(b)



(c)

Figura 1.2 - (a) Foto de uma ovitrampa com duas palhetas, (b) foto de uma ovitrampa sendo montada por agente da saúde [FIOCRUZ] e (c) foto de ovitrampas recolhidas do campo, todas em Santa Cruz do Capibaribe.

O modelo de monitoramento e controle do vetor da dengue em Pernambuco faz parte do projeto Sistema de Apoio Unificado para Detecção e Acompanhamento em Vigilância Epidemiológica (SAUDAVEL), no qual as armadilhas são usadas na detecção

precoce de infestações do mosquito.

Um grande inconveniente desta técnica está relacionado ao levantamento estatístico dos ovos do mosquito *Aedes aegypti*, existentes nas palhetas das ovitrampas, Figura 1.3. Este processo é realizado de forma manual por um técnico treinado, que realiza a contagem dos ovos do mosquito (um a um) através de uma lupa (Figura 1.4a) ou microscópio (Figura 1.4b), sendo assim um processo desgastante e estressante para o profissional. Apesar de envolver profissionais especializados na área, o método de análise apresenta um erro significativo agregado à contagem, pois está sendo realizado por humanos. Além disto, o processo de contagem manual é feito de forma muito lenta, levando ao acúmulo das palhetas, e conseqüentemente, depois de um tempo, os ovos passam a se desprender e as palhetas começam a ser invadidas por microorganismos, afetando a posterior contagem.

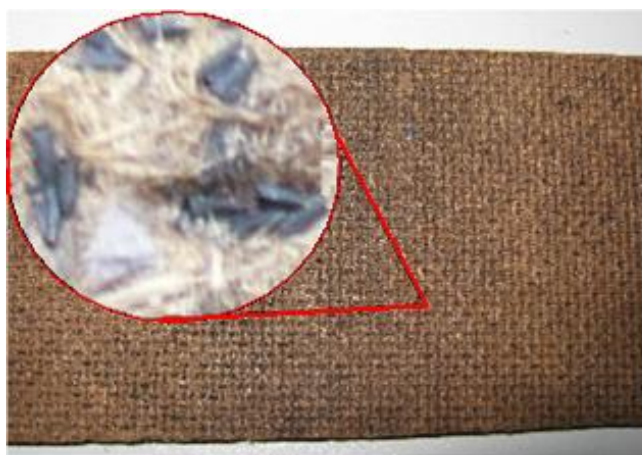


Figura 1.3 - Foto da palheta utilizada para a oviposição, com zoom em uma pequena região para melhor observação dos ovos.



Figura 1.4 – (a) Contagem manual feita com auxílio de lupa e (b) foto de técnico especializado realizando contagem dos ovos de forma manual, visualizando os ovos através de um microscópio[FIOCRUZ].

O desenvolvimento de um Sistema de Aquisição e Processamento de Imagens de Ovitrapas, apresentado nesta dissertação, faz parte das ações de um projeto FINEP/Telemedicina, coordenado pelo Prof. Marco Aurélio Benedetti Rodrigues. Este projeto conta com a participação de pesquisadores de Engenharia Biomédica e Engenharia Cartográfica da UFPE, pesquisadores da UPE e da Universidade de Brasília – UNB, além do CPqAM. Duas das metas desse projeto são referentes à aquisição e ao processamento das imagens das palhetas das ovitrapas para uma contagem automática dos ovos, o que gerou a motivação para esta dissertação.

1.2 Objetivos

Esta dissertação tem por objetivo geral melhorar o processo de contagem dos ovos do mosquito *Aedes aegypti* por meio de um sistema de digitalização e análise das imagens das palhetas presentes nas ovitrapas, além de permitir a automatização do processo de contagem utilizando um algoritmo para o processamento das imagens.

Os objetivos específicos são:

- O desenvolvimento de um sistema (*hardware/software*) para aquisição de

imagens das palhetas das ovitrampas.

- A implementação de uma interface para uma contagem semi-automática, ou seja, contagem assistida pelo computador.
- O desenvolvimento de um algoritmo para contagem automática dos ovos, utilizando técnicas de processamento de imagem.

1.3 Estrutura da Dissertação

Este trabalho está organizado em 5 (cinco) capítulos. Neste Capítulo 1, é feita uma introdução ao trabalho onde estão expostas suas motivações e seu objetivo. No Capítulo 2 é apresentado o sistema desenvolvido para a aquisição das imagens das palhetas das ovitrampas. Correspondendo a toda parte de *hardware* utilizada para seu desenvolvimento e *software* de aquisição, bem como *software* de contagem assistida.

No Capítulo 3 é feita uma apresentação dos principais conceitos, relacionados ao processamento digital de imagens, necessários ao entendimento das técnicas analisadas e desenvolvidas neste projeto. Dentre as técnicas descritas encontram-se: conceito de imagem digital, amostragem e quantização, sistemas de cores, filtragem espacial, morfologia matemática e segmentação. Conceitos básicos de probabilidade e teoria da informação são explorados para que se tenha um melhor entendimento do algoritmo do novo método de contagem. São mencionados alguns métodos de contagem automática existentes. O novo método de contagem desenvolvido é apresentado com a descrição das etapas de seu algoritmo que é baseado em segmentação, filtragem e contagem efetiva dos ovos.

O Capítulo 4 apresenta os resultados referentes ao sistema de aquisição e ao novo método de contagem automática, apresentados nos Capítulos 2 e 3 respectivamente.

Por fim, o Capítulo 5 expõe as conclusões deste trabalho além de discutir propostas

de trabalhos futuros a esta pesquisa.

O Anexo 1 desta dissertação apresenta as contribuições geradas no decorrer do mestrado.

CAPÍTULO 2

Sistema de Aquisição

Neste capítulo será apresentado o sistema de aquisição (SDP – Sistema de Digitalização de Palhetas) que consiste em um dispositivo automatizado (*hardware* e *software*) para digitalização de imagens das palhetas presentes nas ovitrampas e contagem assistida dos ovos do *Aedes aegypti*.

O Sistema de digitalização, como mostrado na Figura 2.1, é composto por:

- *Hardware* de Aquisição:
 - Placa de controle.
 - Placa de comunicação.
 - Sistema mecânico.
 - Sistema de iluminação.
 - Dispositivo de captura de imagem.
- *Software* de Aquisição.

A Figura 2.2 mostra e identifica os elementos que compõem o SDP. O sistema foi integrado em uma caixa de metal (30 x 16 x 18 cm), permitindo ao usuário o acesso apenas a porta da plataforma, onde as palhetas são introduzidas no sistema (Figura 2.3). Na parte traseira do equipamento, encontra-se um conector DB-9 para comunicação serial, utilizando um cabo com conversor USB/SERIAL para realizar a comunicação com o computador via porta USB. O sistema é acionado por meio de um *software*, residente em um computador e um *firmware* gravado em um microcontrolador. O computador também recebe as imagens capturadas pelo sistema que ficam disponíveis para uma contagem

assistida, e as envia no padrão JPEG, para um sistema servidor, que por sua vez realizará a contagem automática dos ovos.

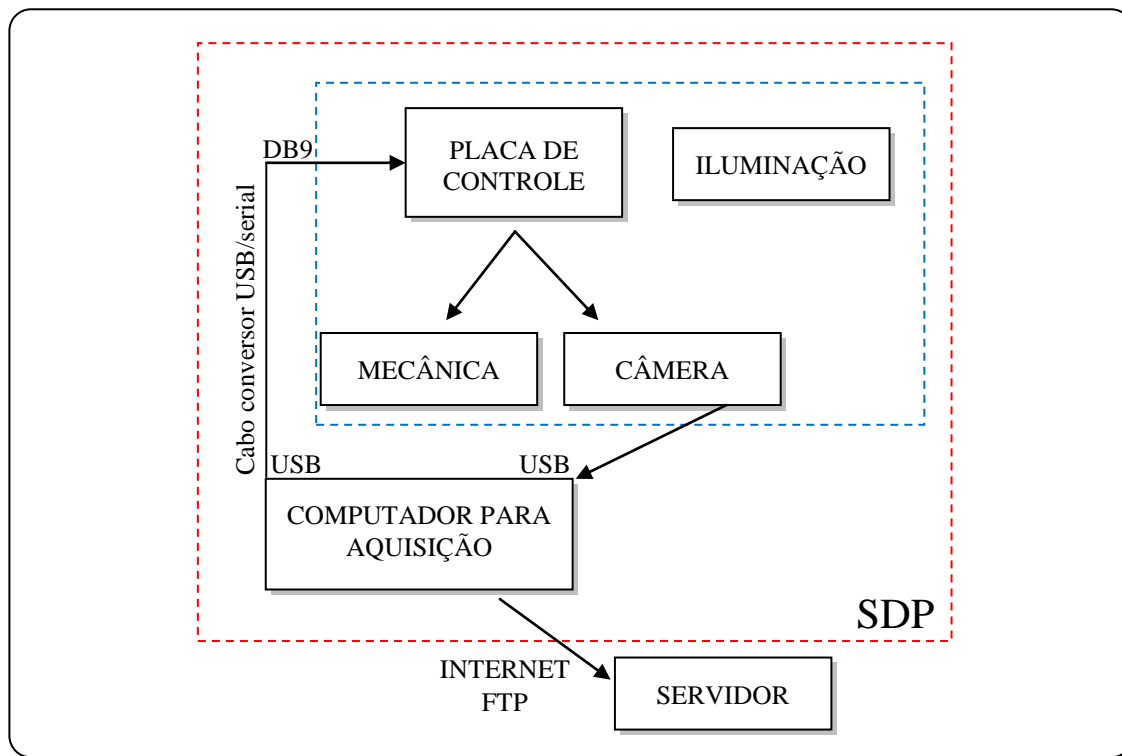


Figura 2.1 – Esquema do sistema de digitalização de imagens e transferência dos dados pela internet via FTP para um servidor.

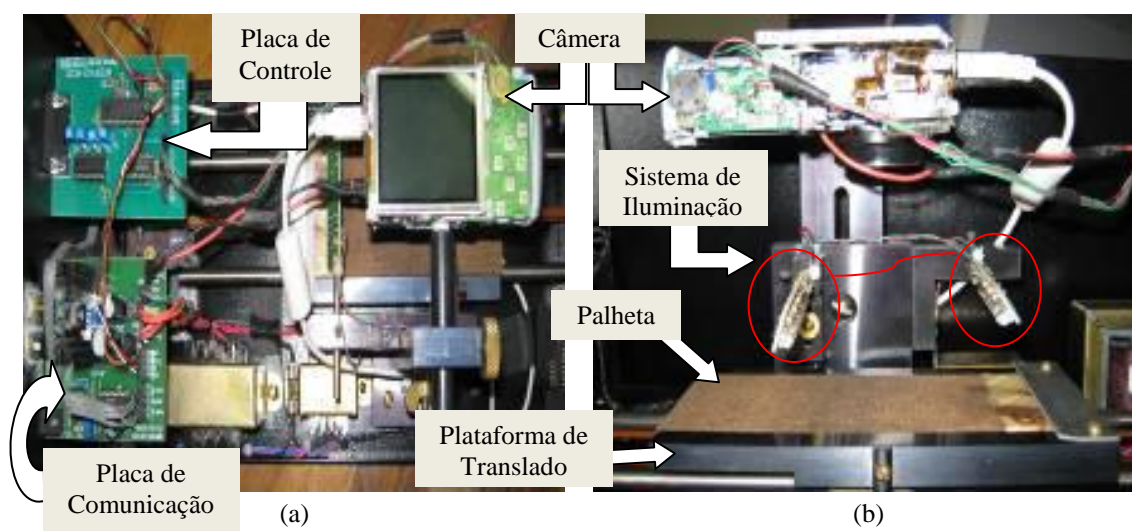


Figura 2.2 – Imagem da parte interna do protótipo do SDP, (a) visualização da parte superior, mostrando detalhes das placas de controle e comunicação e (b) visualização lateral, mostrando detalhes da câmera, sistema de iluminação, plataforma e palheta.



Figura 2.3 – Painel frontal do protótipo do sistema, onde o usuário insere a amostra.

2.1 Hardware para Aquisição das Imagens

2.1.1 Placa de controle

Uma placa de controle foi utilizada para o acionamento do motor de passo e da câmera, sendo interligada ao computador pelo cabo conversor USB/SERIAL. O conector DB-9 é interligado a um CI (circuito integrado), MAX232, que faz o interfaceamento do computador com um microcontrolador PIC 16F876, que gerencia o controle da câmera, motor de passo e sensores de início e final de curso, conforme diagrama na Figura 2.4.

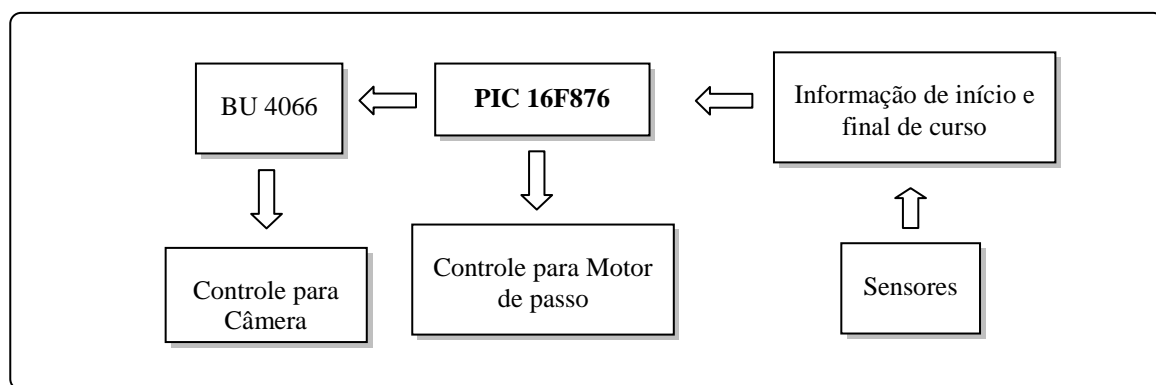


Figura 2.4 – Diagrama de funcionamento da placa de controle.

Um microcontrolador possui todos os seus elementos integrados em um mesmo CI, o que inclui uma CPU (*Central Processor Unit*), memória, sinal de *clock* (frequência de operação), portas de *I/O* (entrada/saída), além de outros periféricos, como por exemplo,

módulo de temporização e conversor A/D (Analógico/Digital).

O microcontrolador PIC16F876A, da família Microchip, possui algumas características relevantes para o desenvolvimento do projeto:

- memória de Programa FLASH (palavras de 14 bits);
- memória de dados 368 bytes;
- memória EEPROM 256 bytes;
- 22 I/O (Entradas/Saídas) configuráveis;
- interrupções;
- comunicação Serial USART;
- alimentação: 3,0V a 5,5V;
- encapsulamento DIP, com 28 pinos.

Informações mais detalhadas podem ser encontradas no *datasheet* do componente [9].

Na programação do PIC, existem configurações básicas que podem ser acionadas, de acordo com o objetivo do programa. Os registradores utilizados no *software* de controle gravado no PIC foram:

INTCON – É um registrador de controle de interrupção. Ele irá controlar as interrupções (sinal lógico, interno ou externo) que poderão ocorrer no PIC. Este foi configurado com nível lógico zero, o que desabilita as interrupções.

TRIS – É um registrador que configura as portas A, B e C como entradas ou saídas analógicas/digitais. Foram utilizadas as portas A e B. A porta A foi toda configurada como saída, já a B, dois dos oito pinos foram configurados como entrada e os outros como saída.

O controle da câmera com o acionamento de cada modo (liga/desliga, modo super macro, focar, disparar e visualizar imagem) é realizado pelo PIC/PC interligado a uma chave analógica, BU 4066 [10], que possui quatro duplas de entradas com seus respectivos pinos de controle onde o microcontrolador é interligado.

O controle do motor de passo também é realizado pelo PIC/PC, com a determinação do sentido que a plataforma móvel irá se deslocar e sua parada. Dois pinos do PIC são configurados como entrada e são referentes a dois sensores, um de início (SW RET) e outro de fim de curso (SW FIM) que vão informar ao computador quando a aquisição pode ser iniciada e quando finalizou. Todo circuito pode ser observado na Figura 2.5, e maiores detalhes do circuito podem ser visualizados nas Figura 2.8 e Figura 2.9.

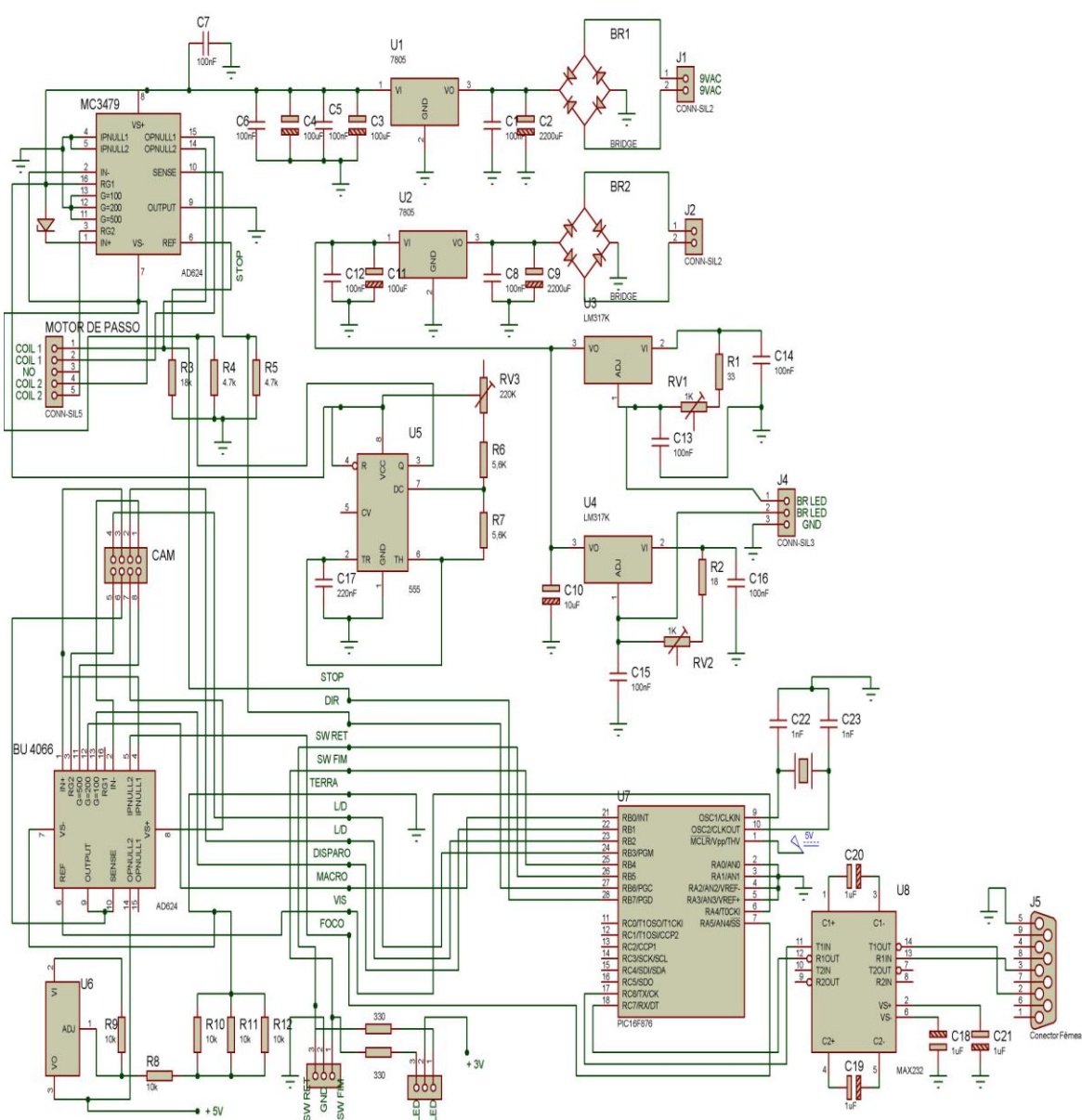


Figura 2.5 – Esquema geral do circuito montado para controle.

Como a comunicação entre o computador e o equipamento é efetuada por um protocolo embutido num microcontrolador, mesmo que o computador seja desligado e depois reiniciado, não ocorrerá nenhuma alteração nas configurações atuais da placa de controle. Somente através do envio de comandos pré-estabelecidos no protocolo de comunicação é que a placa de controle irá responder.

2.1.2 Placa de comunicação

Na comunicação entre o sistema de controle e o computador foi utilizado um protocolo serial, explorando a porta USB do computador.

A porta USB é uma interface serial de alta velocidade, que atinge taxas de transferência de até 480 MB/s (USB 2.0). Atualmente, a maioria dos computadores e *notebooks* só possuem a porta USB como meio de comunicação, e um cabo com um conversor USB/SERIAL foi utilizado conectando um microcontrolador (com interface serial) ao computador.

O cabo conversor USB/SERIAL (Figura 2.6) é uma solução simples para conectar periféricos com porta serial. Este cabo possui dois conectores: em uma das extremidades um DB-9 macho, juntamente com o conversor; e na outra extremidade, um USB tipo A macho.



Figura 2.6 – Cabo conversor *USB/SERIAL*.

O circuito integrado que faz o interfaceamento do computador com o microcontrolador é o MAX232. Este CI é um circuito eletrônico que converte sinais RS232/TTL utilizados para fazer a conexão entre o microcontrolador e o computador através da porta serial, transformando os níveis de tensão acima de ± 12 V do RS232 para 5 V TTL. O MAX232 é um transmissor/receptor duplo que converte entradas de até ± 30 V para níveis de 5 V, tensão de entrada do microcontrolador utilizado. Um diagrama da comunicação computador/microcontrolador pode ser visualizado na Figura 2.7.

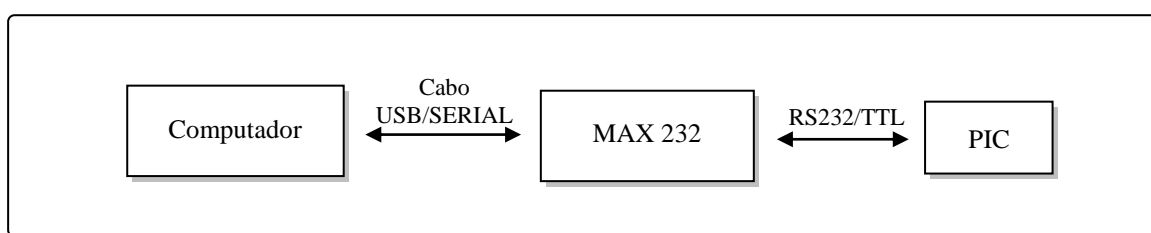


Figura 2.7 – Diagrama da comunicação entre o computador e o PIC.

2.1.3 Sistema mecânico

O sistema mecânico consiste em uma plataforma de translado linear motorizado onde são colocadas as palhetas das ovitrampas (Figura 2.2a). O sistema mecânico também permite um controle fino da altura da posição da câmera (controle de foco), utilizado na calibração do sistema.

Para a realização de movimentos lineares precisos da plataforma, optou-se pelo emprego de um motor-de-passo. Muitos circuitos comerciais utilizam-se destes motores, no controle de micro-câmeras em circuitos internos de vigilância; em clínicas radiológicas no auxílio de operadores para orientar o posicionamento das pessoas submetidas a uma radiografia; na perfuração automática de peças; e no movimento de cartuchos em impressoras de jato de tinta.

As características elétricas relevantes de um motor-de-passo são a tensão elétrica de operação, e a corrente elétrica ou equivalentemente a resistência das bobinas. A especificação adequada destes parâmetros é necessária para um perfeito funcionamento do

motor conjuntamente com a interface fornecedora de corrente. Existem três modos de excitação comumente utilizados em motores de passo:

- Passo normal ou passo completo (é utilizado o ângulo de passo total);
- Meio-passo (passos que possuem metade do tamanho de um passo normal);
- Micro-passo (o ângulo do passo é dividido em ângulos bem menores que o usado em passos normais, sendo utilizado quando é necessária uma maior resolução ou um movimento mais “macio”).

Esses modos podem ser encontrados de forma detalhada na referência [11].

Foi montado um circuito de controle para o motor de passo, conforme Figura 2.8, utilizando o CI MC 3479 [12], para que o motor funcione de forma deslizante.

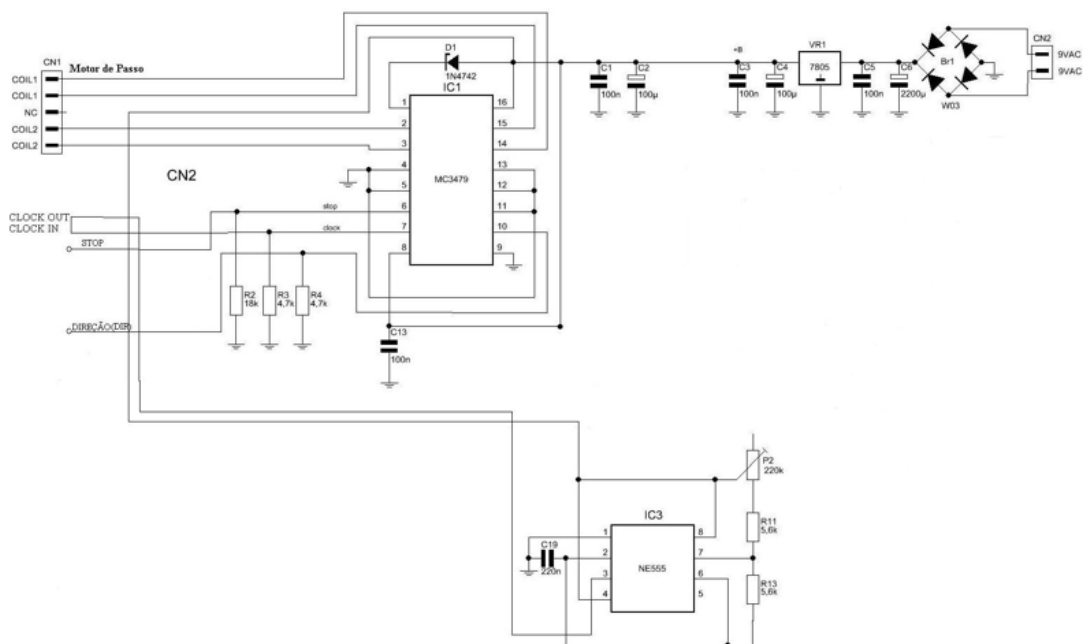


Figura 2.8 – Circuito de controle do motor de passo.

O equipamento é ligado em tensão alternada de 220 V, possuindo dois transformadores, um que leva a tensão para 15 V e outro para 9 V com corrente alternada. O MC 3479 necessita de uma alimentação de CC (corrente contínua) de 12 V para seu funcionamento. Obtiveram-se estas características de tensão e corrente utilizando-se uma ponte retificadora [13] e um regulador de tensão LM7805 [14]. Um diodo zener [13] foi

incluído, entre os pinos 1 e 16 do chip, com o intuito de proteger as saídas no caso de ocorrer um pico de tensão, e tensões inversas provocadas pelo armazenamento de energia dos indutores quando o motor é desligado. O pino 6 tem uma tensão de 0,7 V. Se ele estiver aberto a saída assume uma alta impedância. Logo para o motor girar deve-se manter esse pino sempre em nível lógico um. O nível lógico zero é usado para o motor parar. Este controle é feito através de um *software* que fica em um computador que interage através da porta USB/Serial com um microcontrolador.

O circuito de controle do motor utiliza o NE555 [15] que é responsável pela produção dos pulsos (clock) necessários para o funcionamento do MC 3479, podendo ser visualizado na Figura 2.8. É a parte positiva desse clock que comuta a saída para a próxima posição, fazendo o motor de passo funcionar na frequência de seu clock, que é aproximadamente 113,6 Hz.

O MC 3479 é configurado para que o motor funcione dando o passo completo. O pino 10 é responsável por inverter o sentido de rotação do motor. Quando se encontra em nível lógico zero o motor gira no sentido de deslocar a plataforma para a porta onde a amostra é inserida, para o início da aquisição. Quando o nível lógico do pino 10 é 1 a plataforma é recolhida para a aquisição das imagens.

2.1.4 Sistema de iluminação

O *hardware* possui um sistema de iluminação com LEDs brancos, com corpo em resina transparente, e ângulo de abertura (120°) maior que os LEDs convencionais. Estes foram utilizados ao invés dos convencionais (12° ou 15° de ângulo de abertura) para minimizar o efeito de “pontos” claros na amostra. Estes LEDs são posicionados com a finalidade de iluminar uniformemente a superfície da palheta.

O circuito de alimentação dos LEDs é composto por uma ponte retificadora e um

regulador de tensão conforme Figura 2.9, foram montados na mesma placa do circuito de controle do motor-de-passo. Seu ajuste de luminosidade é realizado por uma fonte de corrente constante.

Foram utilizados dezesseis LEDs conectados em duas placas, nove em cada. Estas placas são posicionadas em lados opostos de forma a otimizar a iluminação da amostra.

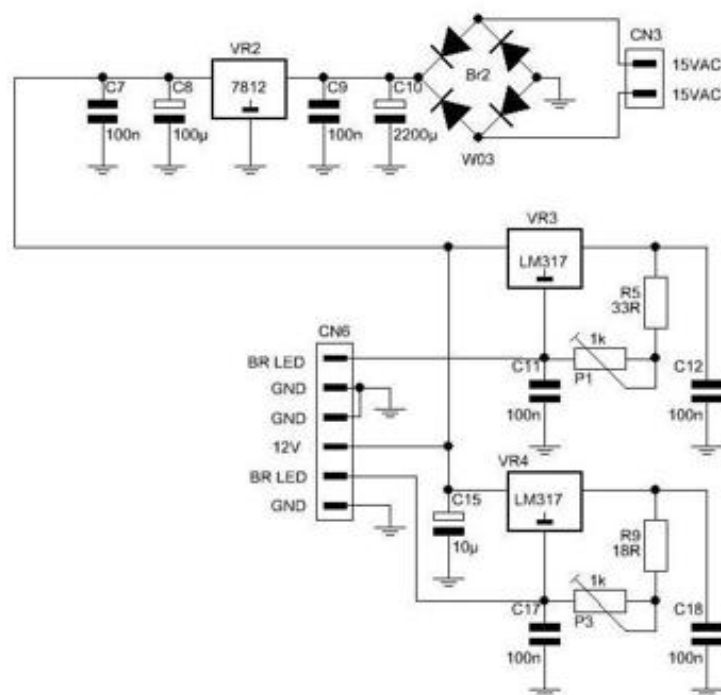


Figura 2.9 – Circuito de alimentação do sistema de iluminação.

2.1.5 Dispositivo de captura de imagem

Diversos dispositivos, todos com processo de captura por CCD, foram testados e suas vantagens e desvantagens foram analisadas, com o objetivo de se obter uma imagem digital de tamanho reduzido sem comprometer sua qualidade.

O CCD, *Charge Coupled Device* (dispositivo de cargas acopladas), é o chip sensor responsável por registrar a imagem capturada, por exemplo, por uma câmera de vídeo: as lentes da câmera projetam sobre sua superfície a imagem, que é convertida em impulsos elétricos gerando assim o sinal de vídeo. Inventado nos anos 70, o CCD substituiu os antigos tubos que eram utilizados até então dentro das câmeras de vídeo. Hoje, é utilizado

em diversos dispositivos, como: *scanners*, *webcams*, câmeras de vídeo e câmeras fotográficas digitais.

Para a fabricação do SDP foram realizados testes com o *scanner* incorporado a impressora multifuncional *HP Photosmart* do modelo *C3310*. Testes foram realizados com diferentes resoluções, obtendo imagens com variados níveis de nitidez dos ovos, tamanho de arquivos e tempo de aquisição (Tabela 2.1). Imagens com boa visibilidade dos ovos foram obtidas a partir de 2400 dpi de resolução. Porém o tamanho da imagem e o tempo de aquisição inviabilizaram o processo.

Tabela 2.1– *Testes realizados com um scanner, utilizando diferentes resoluções para a aquisição das imagens.*

Resolução	Tamanho da imagem (<i>pixels</i>)	# de <i>pixels</i> na imagem	Tamanho do arquivo	Tempo de aquisição
600 dpi	3093 x 1229	3.801.297	3,92 MBytes	40s
1200 dpi	6168 x 2430	14.988.240	14,4 MBytes	2,5 min
2400 dpi	12454 x 4859	60.513.986	44,8 MBytes	25 min
3600 dpi	18578 x 7291	135.452.198	78,5 MBytes	27 min
4800 dpi	24655 x 9600	236.688.000	78,5 MBytes	48 min
7200 dpi	37140 x 14578	541.426.920	141 MBytes	56 min

Foram feitos testes com mini câmeras de vídeo da CFTV com 480 linhas com uma lente de foco de 5mm. Devido à qualidade das lentes e a não padronização de fabricação do CCD (mesmo se tratando do mesmo fabricante e possuindo as mesmas especificações técnicas), ficou inviável o desenvolvimento do sistema com esse tipo de câmera.

Foram feitos testes com uma *webcam* da marca Funtech, com 5 *megapixels*. Porém, mesmo a *webcam* com sua melhor resolução (encontrada no comércio local), obtiveram-se imagens de baixa nitidez, com qualidade bem inferior à conseguida com a mini câmera de vídeo. Isso se deve às características das lentes e dos CCDs empregados nesse tipo de câmera. Outra desvantagem seria a mesma encontrada nas mini câmeras de vídeo, a limitação da área de captura da palheta.

Diversas câmeras fotográficas digitais foram testadas e foi constatado que para se obter a nitidez necessária dos ovos para um posterior processamento das imagens era necessário uma câmera com um modo de disparo para pequenas distâncias de 1 cm, denominado pelo fabricante de super macro. A maioria das câmeras disponíveis no comércio possuem macro de 5 a 20 cm, e variam bastante quanto à resolução. Observou-se que imagens adquiridas com câmeras de 7, 8, 10, 15 *megapixels*, não trouxeram grandes diferenças de ganhos na qualidade da imagem, quanto à adquirida com a escolha de uma super macro.

Assim, a câmera utilizada foi a *Canon Powershot A470*, com uma resolução de 7,1 *megapixels*, com zoom óptico de 3,4 vezes e com uma super-macro de 1 cm, obtendo fotos de perto com uma boa qualidade sem necessidade de uma maior resolução. O que permite a captura de imagens de alta resolução das palhetas, posicionadas próximas a câmera, a uma distância de aproximadamente 1 cm. O critério de escolha da câmera foi baseado em dois parâmetros: a qualidade (a pequenas distâncias da amostra) e o tamanho da imagem. O dispositivo de captura escolhido permite a obtenção de imagens com tamanho de 3072 x 2304 *pixels* e tamanho do arquivo da ordem de 3,5 MBytes, em formato JPEG. O tamanho do arquivo gerado viabiliza o custo computacional para análise automática da imagem.

Para o funcionamento automático da câmera, sua carcaça foi eliminada e foram conectados fios para o seu acionamento por meio do PIC/PC. Foram utilizados os controles: liga/desliga, modo de captura super macro, foco automático, disparo e o modo de visualização da imagem para que as imagens fossem transferidas para o computador via porta USB. Na digitalização da imagem da palheta obtém-se três fotos que são transferidas para o computador e apagadas imediatamente da câmera, mantendo assim sua memória interna sempre vazia.

2.2 Software para Aquisição das Imagens

Toda a parte de *hardware* do SDP é controlada por *software* e *firmware* o que torna o processo automatizado. A interface homem-máquina do SDP foi desenvolvida para proporcionar um controle total do equipamento, vide diagrama na Figura 2.10. Nesta interface (Figura 2.11) o usuário poderá digitar os dados referentes à palheta, adquirir e ampliar (*zoom*) a imagem para observar os ovos.

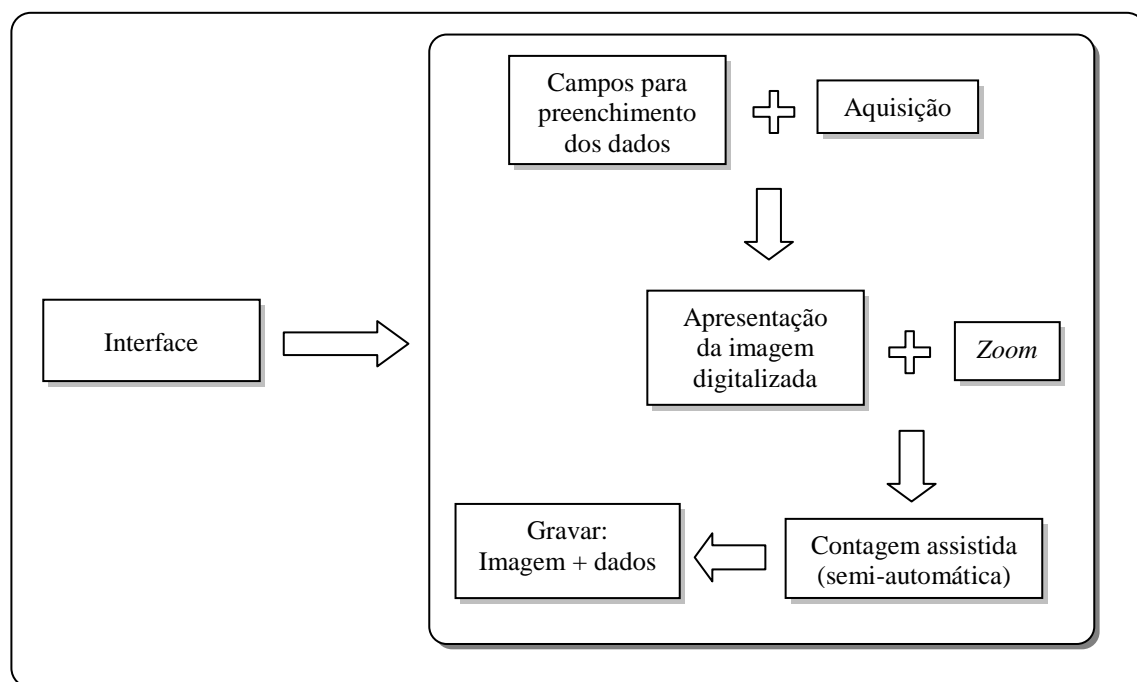


Figura 2.10 – Diagrama da interface.

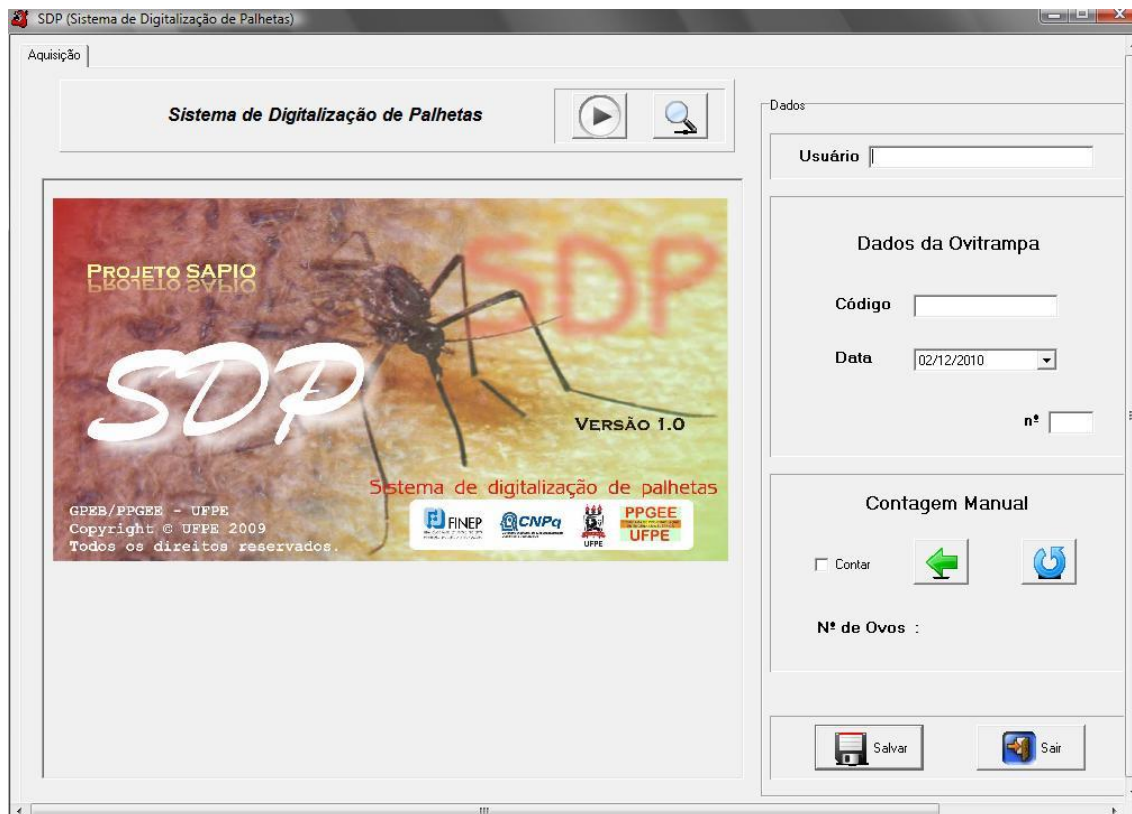


Figura 2.11 – Tela de entrada da interface homem-máquina.

Na aquisição das imagens utiliza-se um *software* que foi adicionado à interface de do programa. A Figura 2.12 apresenta um diagrama das etapas desta aquisição.

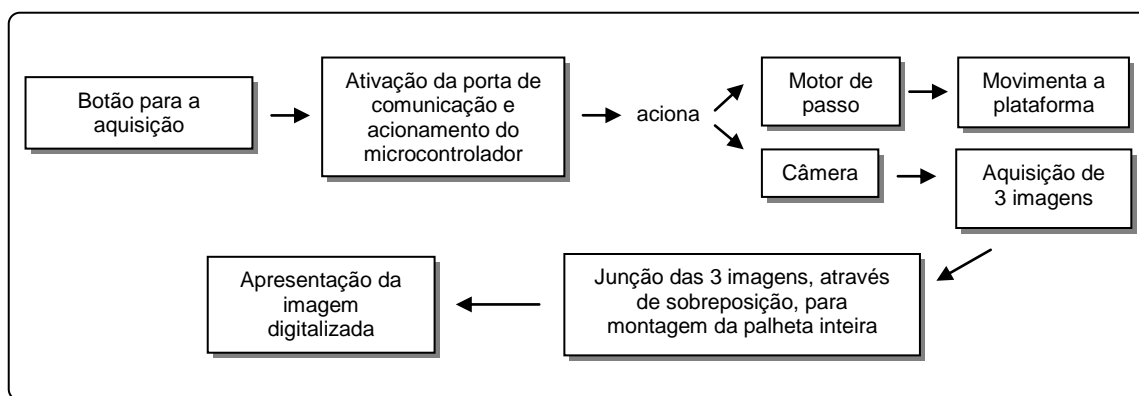


Figura 2.12 – Diagrama: Aquisição e apresentação da imagem digitalizada.

A aquisição inicia-se quando o usuário insere a palheta no sistema (Figura 2.3), o *software* manda informação pela porta USB para o microcontrolador, que aciona o funcionamento de um motor de passo que executará o deslocamento da plataforma com a

amostra. Da mesma forma a câmera é ligada e acionada para que seja feita a captura das imagens. Devido ao tamanho da palheta e à necessidade de uma imagem de alta qualidade, é feito um acionamento pelo *software* em conjunto com o microcontrolador e são adquiridas três imagens que, após a digitalização, são sobrepostas para compor uma única imagem, a palheta completa (Figura 2.13). Imagens ampliadas de trechos da palheta podem ser visualizadas na imagem da Figura 2.14, com a finalidade de mostrar as duas junções, circulasadas em vermelho, realizadas para compor a palheta. A imagem final gerada possui dimensões de 5071 x 2304 *pixels* e tamanho do arquivo de aproximadamente 4,5 MBytes, no formato JPEG. Esse processo de digitalização dura em torno de 40 s.



Figura 2.13 – Imagem da palheta completa, após junção das 3 imagens adquiridas.

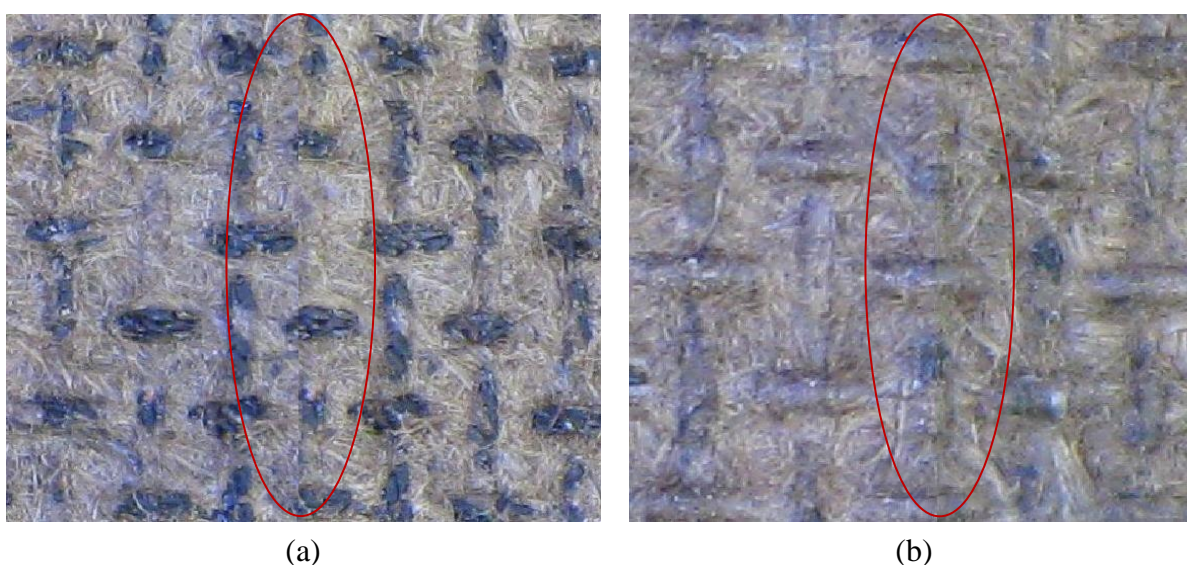


Figura 2.14 – Ampliação de dois trechos da palheta contendo a junção das imagens, (a) primeira junção e (b) segunda junção.

Além disso, a interface possui um *software* que permite ao usuário realizar uma contagem manual, assistida pelo computador, do número de ovos na imagem capturada. Os ovos são contados pelo computador a cada clique do mouse sobre a imagem da palheta (Figura 2.15), onde ficam marcados pontos vermelhos indicando a posição dos ovos. Essa contagem servirá de base para comparação com algoritmos automáticos de contagem. O *software* foi feito em Borland Delphi®, uma linguagem amplamente utilizada em aplicações de desenvolvimento de *hardware* [16],[17] e [18].

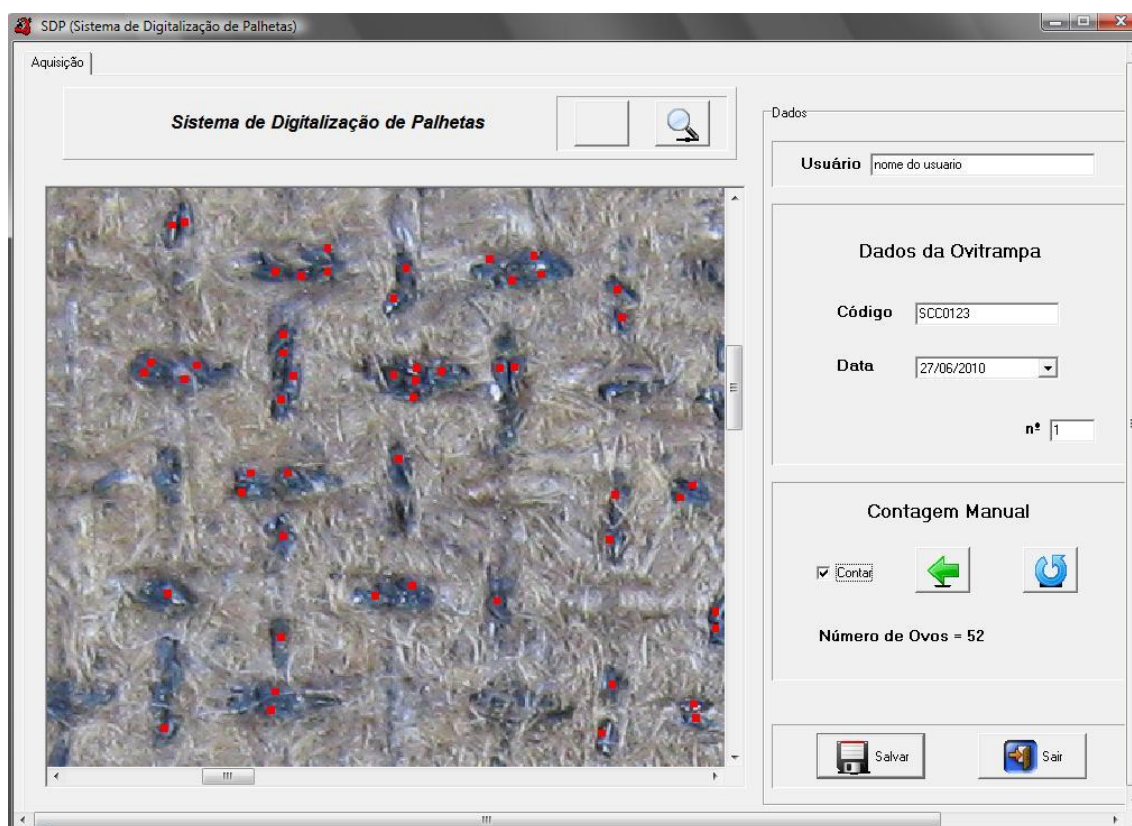


Figura 2.15 – Interface Homem-Máquina após a aquisição de uma imagem, com zoom, e contagem assistida pelo computador, onde os ovos são marcados com pontos vermelhos.

2.3 Transferência dos dados

Após a digitalização e contagem assistida com o SDP, as imagens e os dados são enviados, por outro *software*, que é acionado sempre que o sistema operacional é inicializado. As informações coletadas são enviadas para um servidor *WEB* na

Universidade Federal de Pernambuco através da Internet via FTP (*File Transfer Protocol*, Protocolo de transferência de arquivos). Esta forma de transferência, uma das mais usadas na internet, por ser rápida no envio de arquivos entre um computador cliente e um servidor.

Um servidor de FTP é um programa, que fica instalado no computador servidor, com o intuito de gerenciar a troca dos arquivos, e o protocolo FTP é efetivamente a transmissão de dados entre o servidor *WEB* com o disco rígido local. O protocolo FTP independe de *hardware* e sistema operacional e a transferência pode ser realizada sempre que necessário, tendo apenas restrições de usuários, ou seja, só terão acesso usuários devidamente cadastrados com senha.

Para que ocorra a transferência dos arquivos, inicialmente, o computador cliente “solicitará” uma conexão que será recebida pelo computador com o servidor FTP, e para que essa conexão seja estabelecida é necessária a identificação do usuário que deseja se conectar e o endereço de IP (*internet protocol*) do computador servidor. A conexão é realizada utilizando “portas”, ou seja, canais de comunicação, entre o cliente e o servidor. O FTP usa duas portas: a porta 21 (controle) e a porta 20 (transferência de arquivos).

O serviço de FTP foi configurado para operar em modo passivo, o que torna o processo mais seguro, por se tratar do servidor ser o determinante da porta que será utilizada pelo cliente para executar a transferência dos arquivos após acesso ao serviço de FTP.

Para uma maior segurança na transferência dos dados, eles foram criptografados [19],[20] através de uma operação de “ou exclusivo” (XOR) [21] entre os dados e uma máscara determinada. Após a transferência, no servidor, os dados são descriptografados através da mesma operação, por se tratar de um XOR, o dado é completamente recuperado.

CAPÍTULO 3

Processamento de Imagens

Antes da explanação do Novo Método de contagem automática de ovos em ovitrampas serão introduzidos alguns conceitos básicos de processamento de imagem digital, estatística e teoria da informação para o entendimento do método. E ainda serão citados alguns métodos de contagem já existentes na literatura.

3.1 Conceitos Básicos

3.1.1 Imagem digital

Uma imagem digital é uma representação de uma função bidimensional, denotada por $f(x,y)$, em que (x,y) são suas coordenadas espaciais e f suas respectivas amplitudes, que determina a intensidade da imagem naquele ponto [22].

A função $f(x,y)$ se origina da multiplicação de duas funções a iluminação $i(x,y)$ e a reflectância $r(x,y)$, que são determinadas pela quantidade de luz que incide e que reflete na cena, respectivamente:

$$\begin{cases} f(x, y) = i(x, y)r(x, y) \\ 0 < i(x, y) < \infty \\ 0 < r(x, y) < 1 \end{cases} \quad (3-1)$$

Para que haja a possibilidade de um processamento computacional nas imagens, elas necessitam ser digitalizadas. Digitalizar é tornar discreto [23] o eixo referente às coordenadas espaciais pela amostragem da imagem, e o eixo relacionado à intensidade ou amplitude pela quantização em níveis de cinza.

A resolução das imagens está interligada diretamente com esses dois parâmetros, taxa de amostragem e quantização, quanto maiores eles forem melhor será a aproximação da imagem original pela matriz digitalizada [22]. Com este aumento de resolução vem o inconveniente do armazenamento e processamento que também aumentam. Logo, para cada tipo de aplicação se define de forma subjetiva a qualidade de imagem a trabalhar, contrabalançando resolução e tempo de processamento.

3.1.2 Sistemas de cor

Segundo González [22] o propósito de um modelo de cores é facilitar a especificação das cores em alguma forma padrão e de aceite geral. Essencialmente, um modelo de cor é uma especificação de um sistema de coordenadas tridimensionais e um subespaço dentro deste sistema onde cada cor é representada por um único ponto.

Existem diversos sistemas de cores, o utilizado em monitores coloridos é o RGB (*red, green, blue*). Outro sistema é o CMY (*cyan, magenta, yellow*) utilizado em impressoras coloridas. Aqui serão apresentados alguns sistemas: RGB, HSV e YIQ, para o melhor entendimento dos algoritmos de contagem automática.

3.1.2.1 Modelo RGB

O sistema de cores RGB [22],[24] é baseado em um sistema de coordenadas cartesianas, em que o espaço de cores é um cubo, Figura 3.1. As cores primárias vermelho (R, *red*), verde (G, *green*) e azul (B, *blue*) estão em três vértices do cubo, as cores primárias complementares ciano, magenta e amarelo estão em outros três vértices. O vértice junto à origem é o preto e o mais afastado da origem corresponde à cor branca.

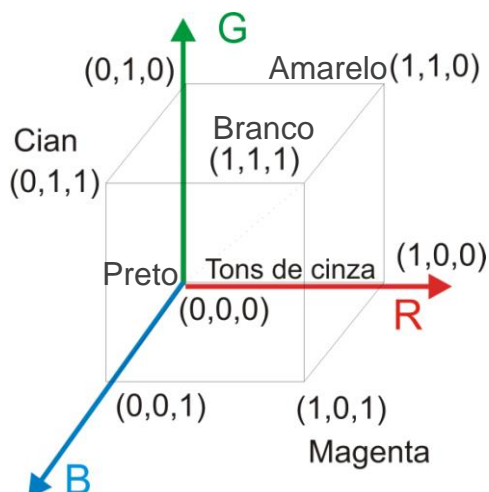


Figura 3.1 – *Cubo de cores RGB.*

No modelo RGB, a escala de cinza se estende através da diagonal do cubo, ou seja, a reta que une a origem (preto) até o vértice mais distante (branco). Na imagem da Figura 3.2 pode-se observar uma imagem de palheta de ovitrampa no espaço RGB e suas bandas.

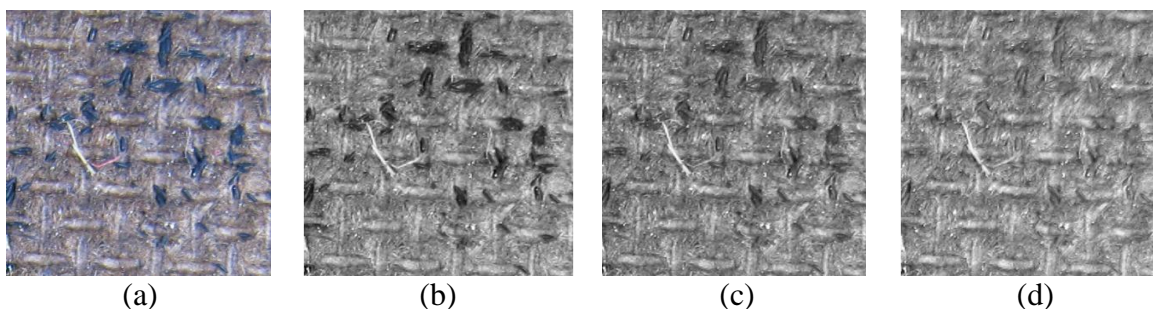


Figura 3.2 – *Imagens : (a) no modelo RGB, (b) banda R, (c) banda G e (d) banda B.*

3.1.2.2 Modelo HSV

O sistema HSV é definido pelos parâmetros matiz (H, Hue), saturação (S, saturation) e luminância (V, value). A conversão do modelo RGB para o modelo HSV é realizada por meio das seguintes equações [25]:

$$\begin{aligned}
 H &= \begin{cases} 60(G - B)/(M - m), & \text{se } M = R \\ 60(B - R)/(M - m), & \text{se } M = G \\ 60(R - G)/(M - m), & \text{se } M = B \end{cases} \\
 S &= \begin{cases} (M - m)/M, & \text{se } M \neq 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \\
 V &= M
 \end{aligned} \tag{3-2}$$

onde R, G e B são, respectivamente, os valores dos níveis de cinza das componentes vermelho, verde e azul para uma determinada cor, $m = \min (R, G, B)$ (o valor mínimo entre R, G e B) e $M = \max (R, G, B)$ (o valor máximo entre R, G e B). A luminância V e a saturação S estão normalizadas entre 0 e 1. O matiz H é um ângulo e, como tal, varia entre 0 e 360 graus. Na imagem da Figura 3.3 pode-se observar uma imagem de palheta de ovitrampa no espaço HSV e suas bandas.

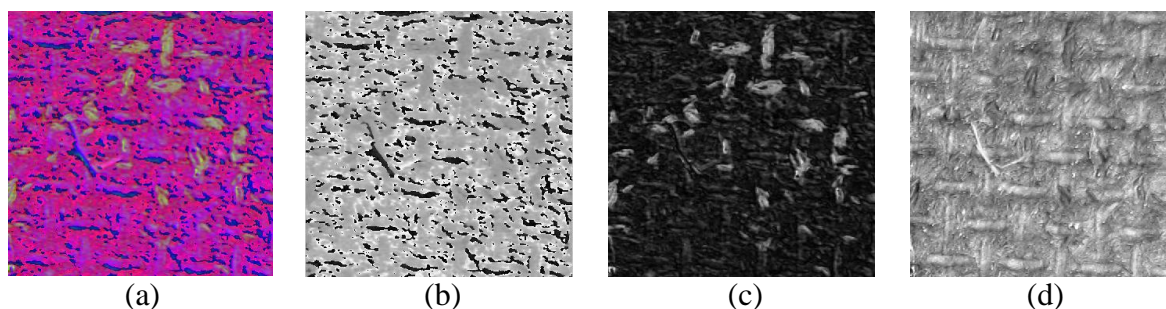


Figura 3.3 – (a) Imagem no modelo HSV, (b) banda H, (c) banda S e (d) banda V.

3.1.2.3 Modelo YIQ

Este modelo é muito usado na transmissão comercial de TV colorida. Os padrões YIQ implicam em uma banda mais larga para a representação de Y (luminância) e banda mais estreita para a representação de I (matiz) e Q (saturação). A conversão do modelo RGB para YIQ é definida como [22]:

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,299 & 0,587 & 0,114 \\ 0,596 & -0,275 & -0,321 \\ 0,212 & -0,523 & 0,311 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}, \quad (3-3)$$

A soma dos elementos da primeira linha da matriz é igual a 1, enquanto que a soma das duas outras linhas é igual a 0. Assim para uma imagem em tons de cinza em que todos as componentes R, G e B são iguais, as componentes I e Q são 0. Na imagem da Figura 3.4 pode-se observar uma imagem de palheta de ovitrampa no espaço YIQ e suas bandas.

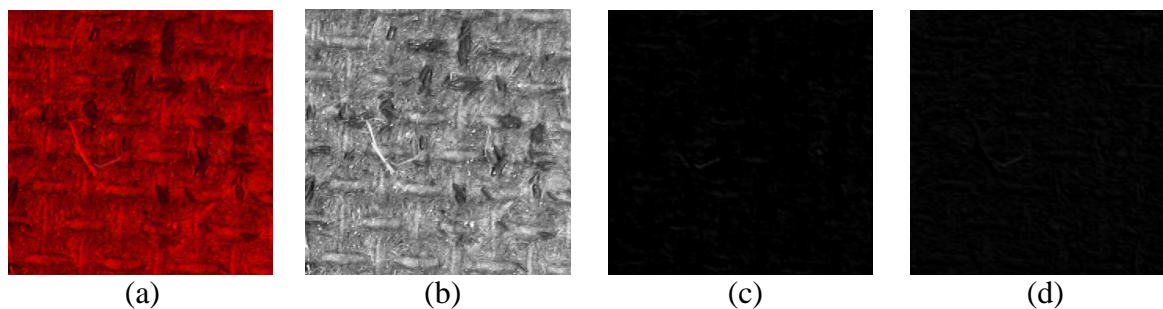


Figura 3.4 – (a)Imagem no modelo YIQ , (b)banda Y , (c)banda I e (d) banda Q .

3.1.3 Processamento em imagem binária

Em imagens binárias podem-se realizar diversos tipos de processamento. Aqui, dois são abordados, devido à sua utilização no algoritmo de contagem automática.

3.1.3.1 Filtragem espacial

Filtragem espacial consiste na utilização de máscaras no domínio espacial para processar imagens. A filtragem ocorre com a movimentação da máscara ponto a ponto na imagem. Para cada (x, y) , o resultado do filtro é calculado utilizando uma relação pré-definida.

Essas máscaras são denominadas filtros espaciais, que podem ser lineares e não-lineares [22]. Um tipo de filtro espacial não-linear para utilização em imagens binárias é o filtro da moda de ordem n , o qual pode ser utilizado para eliminar *pixels* ou grupos de *pixels* que se encontram de forma isolada na imagem. Produz como valor do *pixel* de saída a moda (valor mais frequente) dos valores dos *pixels* da imagem de entrada em uma vizinhança de (x,y) contendo n *pixels*. O filtro da moda é utilizado para reduzir ruídos mantendo o máximo de informação na imagem. Na Figura 3.5 pode-se observar uma imagem binária de palheta de ovitrampa com ruído em (a) e filtrada com filtro da moda de ordem 3 em (b).

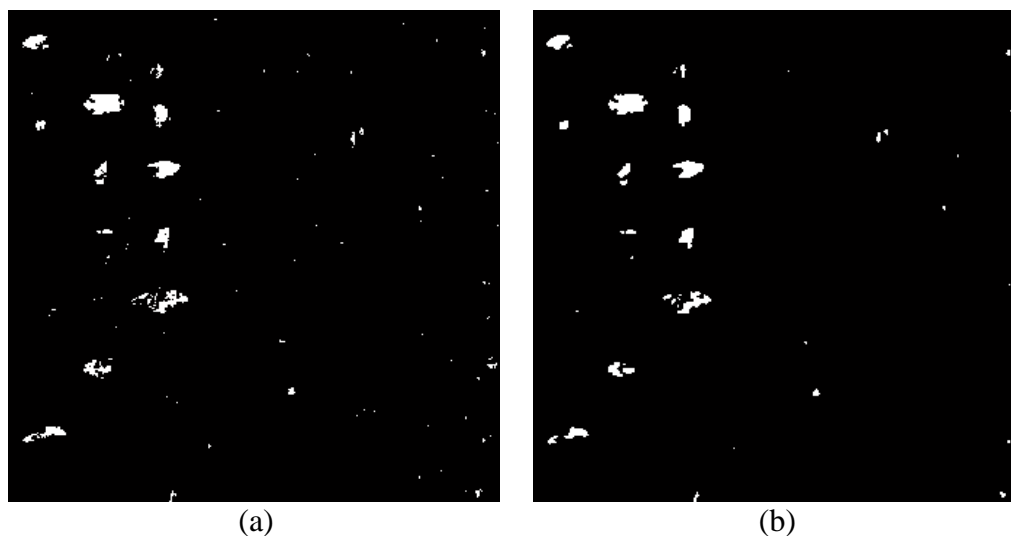


Figura 3.5 – (a)Imagem binária e (b)imagem filtrada com filtro de moda.

3.1.3.2 Morfologia matemática

A morfologia matemática é uma técnica de processamento de imagens não linear, útil na identificação e extração de características de objetos, e identificação de defeitos relacionados à sua forma. Pode ser utilizada como alternativa para o tratamento de imagens ruidosas, preservando as características de forma essencial e eliminando irrelevâncias [22].

A base da morfologia consiste em extrair as informações relativas à geometria e à topologia de um conjunto desconhecido (no caso uma imagem) pela transformação através de outro conjunto bem-definido, chamado elemento estruturante [25],[26]. Elemento estruturante é uma forma geométrica simples e menor que a imagem original, e deve ser escolhido o que melhor se adapte ao problema. O elemento estruturante é movido sobre a imagem bidimensional e a análise da imagem é baseada no estudo do conjunto de translações do elemento estruturante que se encaixam dentro da imagem. As transformações básicas da morfologia matemática são a dilatação e a erosão. Outras transformações são combinações destas, tais como: abertura, fechamento, esqueletização, entre outros [22].

Alguns operadores morfológicos elementares são descritos a seguir, os quais são úteis para o entendimento das técnicas de pós-processamento utilizadas neste trabalho.

Dilatação

A dilatação é a transformação morfológica que combina dois conjuntos através da adição vetorial de elementos de conjuntos. Denotando a imagem sob análise de um conjunto A , e um conjunto B de elemento estruturante, a dilatação é expressa e definida como:

$$A \oplus B = \left\{ x \mid [(\hat{B})_x \cap A] \subseteq A \right\}. \quad (3-4)$$

O processo de dilatação começa com a obtenção da reflexão de B em torno da origem, seguido da translação dessa reflexão por x . A dilatação de A por B é então o conjunto de todos os deslocamentos x tais que \hat{B} e A sobreponham-se em pelo menos um elemento não nulo [24].

Erosão

A erosão basicamente pode ser vista como uma transformação morfológica que combina dois conjuntos usando vetores de subtração. Ela é expressa como a interseção de A e B , e é denotada por:

$$A \ominus B = \{x \mid (B)_x \subseteq A\}. \quad (3-5)$$

A erosão entre o conjunto A e o elemento estruturante B é o conjunto de todos os pontos x tais que B , quando transladado por x , fique contido em A [24].

Abertura e fechamento

Aplicações sucessivas de operações de dilatação e erosão eliminam detalhes específicos da imagem menores que o elemento estruturante, sem uma distorção geométrica de detalhes. O resultado destas operações são imagens nas quais os contornos

são filtrados. Quando é realizada a dilatação de uma imagem seguida de uma erosão ou uma erosão seguida de dilatação, essas operações são chamadas de fechamento e abertura, respectivamente.

A abertura [24] geralmente suaviza o contorno de objetos, separa regiões estreitas e elimina finas protusões. A abertura do conjunto A pelo elemento estruturante B é denotada por $A \circ B$ e definida por:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (3-6)$$

A operação de fechamento [24] também tende a suavizar seções do contorno, porém funde regiões estreitas próximas, elimina pequenos buracos e preenche pequenos vazios no contorno. O fechamento do conjunto A pelo elemento estruturante B é denotado por $A \bullet B$ e definido por:

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (3-7)$$

3.1.4 Segmentação

A Segmentação de uma imagem é o processo no qual transforma-se uma imagem de várias cores em uma com apenas duas cores, geralmente preto e branco, subdividindo a imagem em suas partes, objeto e fundo por exemplo. Existem diversas formas de se obter a segmentação de uma imagem, aqui são apresentadas duas abordagens de segmentação, a limiarização e outra que seria a segmentação por cor.

3.1.4.1 Limiarização

Limiarizar consiste em escolher um determinado valor de limiar, ou vários, para classificar os *pixels* de uma imagem. A forma mais simples de limiarização consiste na bipartição do histograma [22], convertendo os *pixels* cujo tom de cinza é maior ou igual a um determinado valor de limiar T em brancos e os demais em pretos. Considerando $f(x,y)$ o nível de cinza de (x,y) , uma imagem limiarizada $g(x,y)$ é definida como:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{se } f(x, y) > T \\ 0 & \text{se } f(x, y) \leq T. \end{cases} \quad (3-8)$$

Portanto os *pixels* rotulados com 1 corresponde aos objetos, enquanto os rotulados com 0 correspondem ao fundo.

Encontrar o limiar ideal para diferentes imagens é um problema complexo de processamento de imagens. Este limiar ideal deve ser capaz de separar perfeitamente o objeto e o fundo da imagem.

Quando T depender apenas de $f(x,y)$, o limiar será chamado de global, mas se depender além de $f(x,y)$ de alguma propriedade local do ponto (x,y) , então o limiar será chamado de dinâmico, ou limiarização local. A limiarização global, ou seja, a escolha de um único limiar para segmentar toda imagem não é o mais indicado, para imagens que contem variações nos níveis de cinza dos objetos e do fundo. Neste caso, indica-se o uso da limiarização local, com múltiplos valores de limiar, variando sobre a imagem em função das suas características locais.

3.1.4.2 Segmentação por cor

Em algumas situações, regiões fisicamente distintas podem ter tonalidades de cinza muito próximas, impossibilitando sua segmentação por limiarização comum. Caso essas regiões possuam cores distintas, pode-se utilizar o modelo de cores, por exemplo, RGB para realizar sua segmentação baseada nos três histogramas das bandas separadas, de forma simultânea. A escolha de limiares no histograma de cada componente primária selecionará uma faixa de cores que poderá segmentar a região de interesse.

A especificação dos limiares pode consistir em delimitar as regiões no espaço de cor referentes ao objeto desejado, reduzindo o cubo de cores para apenas um percentual de nível de cinza para cada banda, como pode ser observado no novo método aqui apresentado.

Esse método elimina os níveis de cinza que se tem certeza que não são referentes ao objeto em questão, geralmente utilizado em uma pré-classificação. A maior vantagem deste método é sua simplicidade, possibilitando o desenvolvimento de algoritmos com baixo esforço computacional.

3.1.5 Probabilidade

Nesta seção são apresentadas algumas definições pertinentes ao estudo da Probabilidade.

Através do estudo da Probabilidade, pode-se determinar um modelo matemático para se analisar as incertezas inerentes de acontecimentos aleatórios [30],[31]. Seguem algumas definições [30],[31] importantes dentro deste estudo.

Definição 3.1 Experimento Aleatório é uma experiência em que não se tem certeza de seu resultado. Por exemplo:

- Experiência: sortear um número de um a dez;
- Resultado: número sorteado.

Definição 3.2 Espaço Amostral é o conjunto de todos os resultados possíveis de um experimento aleatório. Por exemplo:

- Experiência: sortear um número de um a dez;
- Espaço Amostral: $\Omega = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10\}$.

Definição 3.3 Evento é qualquer subconjunto do espaço amostral. Por exemplo:

- Experiência: sortear um número de um a dez;
- Evento A : sortear um número par ($A = \{2, 4, 6, 8, 10\}$).

Definição 3.4 A Probabilidade de um evento A ($P(A)$) pode ser interpretada como uma estimativa quantitativa da possibilidade desse evento acontecer. Ela é definida através de três axiomas:

1. $0 \leq P(A) \leq 1$;
2. $P(\Omega) = 1$;
3. Se os eventos A_i 's ($i=1,2,\dots,k$) são disjuntos (ou seja, $A_i \cap A_j = \emptyset$ com $i \neq j$), então

$$P\left(\bigcup_{i=1}^k A_i\right) = \sum_{i=1}^k P(A_i). \quad (3-9)$$

Definição 3.5 Frequência Relativa é a fração relativa da quantidade de vezes que um dado evento ocorreu em relação à quantidade de experimentos realizados, ou seja,

$$F(A) = \frac{n(A)}{N}, \quad (3-10)$$

onde $n(A)$ é a quantidade de vezes que o evento A ocorreu e N é a quantidade de vezes que o experimento foi repetido. Por exemplo

- Experiência: lançar uma moeda para cima;
- Eventos:
 - *Evento A*: face *cara* voltada para cima;
 - *Evento B*: face *coroa* voltada para cima.
- Quantidade de repetições do experimento: $N=200$;
- Resultados:
 - 90 caras (evento A): $F(A) = \frac{n(A)}{N} = \frac{90}{200} = 45\%$;
 - 110 coroas (evento A): $F(B) = \frac{n(B)}{N} = \frac{110}{200} = 55\%$.

Segundo Pimentel [30], observa-se que quando N cresce, a frequência relativa tende a estabilizar-se em torno de um determinado valor. Dessa forma, surge uma escolha atraente para a medida da probabilidade associada a um evento:

$$P(A) = \lim_{N \rightarrow \infty} F(A) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{n(A)}{N}, \quad (3-11)$$

Para o cálculo exato de $P(A)$, matematicamente não é aceitável a utilização da frequência relativa, pois N nunca será infinito. Todavia, é possível considerar N suficientemente grande para utilizar a frequência relativa como orientação na escolha de um $P(A)$ que reflita o comportamento médio do evento A .

3.1.5.1 Variável aleatória

O conceito de variável aleatória contextualiza o tratamento numérico do espaço amostral. Através desse conceito, cada elemento (ω) do espaço amostral (Ω) é mapeado em um valor x pertencente aos reais.

Definição 3.6 Variável aleatória (v.a.) é uma função real:

$$\begin{aligned} X : \Omega &\rightarrow \mathfrak{R} \\ \omega &\rightarrow X(\omega) \end{aligned} \quad (3-12)$$

que estabelece uma relação entre o espaço amostral (Ω) e o conjunto Real.

A variável aleatória pode ser de natureza discreta ou contínua.

Uma variável aleatória é dita discreta quando todos os seus possíveis valores compõem um conjunto enumerável.

Uma variável aleatória é dita contínua quando seu conjunto imagem é qualquer intervalo de números reais.

A natureza aleatória da variável imprime uma incerteza e a probabilidade é um modelo matemático para quantificar essa incerteza. Dessa forma, associada a uma variável aleatória, existe uma função distribuição de probabilidade. Essa função relaciona valores da variável aleatória a valores de probabilidade.

No caso de variáveis aleatórias discretas, a cada valor possível da variável está associado um valor de probabilidade. Este conjunto de probabilidades é denominado

distribuição de probabilidade.

$$P(X = x_i) = p_i, \quad i = 1, 2, 3, \dots, \quad (3-13)$$

a distribuição de probabilidade deve satisfazer:

$$\begin{cases} p_i \geq 0, \quad i = 1, 2, 3, \dots \\ \sum_{i=1}^{\infty} p_i = 1 \end{cases}, \quad (3-14)$$

quando a variável aleatória é contínua, defini-se uma medida de probabilidade através da função densidade de probabilidade (f.d.p.) $p_X(x)$:

$$P(X \in I) = \int_I p_X(x) dx, \quad (3-15)$$

de modo semelhante ao caso discreto, a f.d.p. deve satisfazer:

$$\begin{cases} p_X(x) \geq 0, \quad \forall x \\ \int_{-\infty}^{\infty} p_X(x) dx = 1 \end{cases}, \quad (3-16)$$

ainda, cabe ressaltar duas medidas associadas a uma variável aleatórias: a média e o desvio padrão.

A média ou valor esperado, ou ainda esperança matemática, é dada pela seguinte expressão:

$$\text{v.a. discreta: } \mu_X = E[X] = \sum_{k=1}^{\infty} x_k p_k, \quad (3-17)$$

$$\text{v.a. contínua: } \mu_X = E[X] = \int_{-\infty}^{\infty} x p_X(x) dx \quad (3-18)$$

como o nome já sugere, a medida supracitada indica o valor médio da variável.

O desvio padrão, por sua vez, expressa um valor RMS do desvio dos valores da variável em relação à sua média:

$$\text{v.a. discreta: } \sigma_X = \sqrt{E[(X - \mu)^2]} = \sqrt{\sum_{k=1}^{\infty} (x_k - \mu)^2 p_k}, \quad (3-19)$$

$$\text{v.a. cont\u00ednua: } \sigma_x = \sqrt{E[(X - \mu)^2]} = \sqrt{\int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 p_x(x) dx}, \quad (3-20)$$

em seguida \u00e9 apresentada uma distribui\u00e7\u00e3o importante para a compreens\u00e3o do modelo matem\u00e1tico utilizado em uma das etapas do algoritmo do novo m\u00e9todo de contagem de ovos desenvolvido neste trabalho.

3.1.5.2 Distribui\u00e7\u00e3o Gaussiana

Uma vari\u00e1vel aleat\u00f3ria X que segue uma distribui\u00e7\u00e3o Gaussiana tem sua fun\u00e7\u00e3o densidade de probabilidade (f.d.p.) dada por:

$$p_x(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad (3-21)$$

onde m e s s\u00e3o a m\u00e9dia e o desvio padr\u00e3o da distribui\u00e7\u00e3o, ou seja,

$$\mu_x = \mu, \quad (3-22)$$

$$\sigma_x = \sigma. \quad (3-23)$$

Na Figura 3.6 pode ser visto o gr\u00e1fico da f.d.p. de uma vari\u00e1vel aleat\u00f3ria Gaussiana.

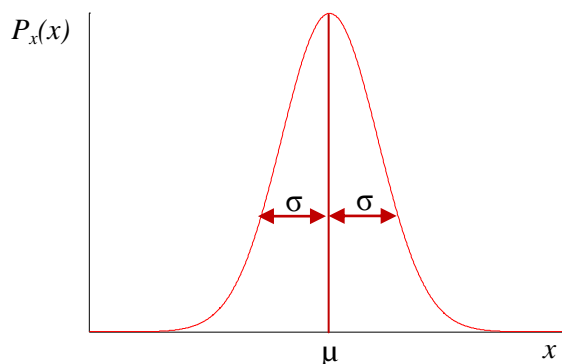


Figura 3.6 – FDP da distribui\u00e7\u00e3o da Gaussiana.

Imaginando-se uma vari\u00e1vel discreta, pode-se, com o aux\u00edlio do gr\u00e1fico, inferir que a m\u00e9dia da distribui\u00e7\u00e3o coincide com sua moda.

3.1.6 Teoria da informação

Em 1948, Claude Shannon [27] estabeleceu embasamentos científicos para uma nova disciplina: a *Teoria da Informação*. Uma das abordagens mais proeminentes da Teoria da Informação é o tratamento quantitativo da informação.

Nesta seção são apresentados alguns fundamentos da Teoria da Informação [28] necessários para o entendimento de uma das etapas do método de contagem de ovos proposto neste trabalho.

Os conceitos de Teoria da Informação explicitados aqui serão tratados de forma sucinta e objetiva. A descrição aqui apresentada está fortemente baseada no texto [29]. Para maiores esclarecimentos, indica-se a consulta da seguinte obra [28].

3.1.6.1 Auto-informação

Definição 3.7 Seja x_i um dos valores de uma variável aleatória X que ocorre com probabilidade $P_X(x_i)$. Se x_i ocorreu, então se diz que foram recebidas

$$I(X = x_i) = \log \frac{1}{P_X(x_i)} = -\log P_X(x_i) \quad (3-24)$$

unidades de informação.

A definição 3.7 pode ser interpretada da seguinte forma: quanto menos provável determinado evento for, a sua ocorrência gera maior quantidade de informação. De forma semelhante, um evento que se tem certeza do seu acontecimento não traz nenhuma informação.

Geralmente, o logaritmo da expressão da quantidade de informação é calculado na base 2. Desta forma, quando a base não estiver escrita, será assumido que a base do logaritmo é 2, ou seja,

$$I(X = x_i) = -\log_2 P_X(x_i) = -\log P_X(x_i). \quad (3-25)$$

3.1.6.2 Entropia

Definição 3.8 Seja X uma variável aleatória com K valores possíveis x_1, x_2, \dots, x_K , os quais ocorrem com probabilidades $P_X(x_1), P_X(x_2), \dots, P_X(x_K)$, respectivamente. A *Entropia* (ou incerteza) $H(X)$ desta variável aleatória é a quantidade

$$H(X) = - \sum_{\substack{i=1 \\ x_i: P_X(x_i) \neq 0}}^K P_X(x_i) \log P_X(x_i). \quad (3-26)$$

Shannon associou *entropia* à incerteza, e *informação* à redução da incerteza. Isto é, informação é aquilo que se obtém quando a incerteza é reduzida. A entropia indica a média de informação que uma variável aleatória pode fornecer.

Uma propriedade da entropia é que esta é limitada tanto por um máximo quanto por um mínimo.

Teorema 3.1 Se a variável aleatória discreta X possuir K possíveis valores, então a entropia $H(X)$ satisfaz as seguintes desigualdades

$$0 \leq H(X) \leq \log K, \quad (3-27)$$

com igualdade à esquerda se e somente se $P(x_i) = 1$ para algum x_i , e com igualdade à direita se e somente se $P(x_i) = 1/K$ para todo x_i .

3.1.6.3 Fonte discreta sem memória

Definição 3.9 Seja S uma fonte discreta que emite seqüências de símbolos de um alfabeto fixo $S = \{s_1, s_2, \dots, s_K\}$, sendo tais símbolos gerados obedecendo uma distribuição de probabilidade $P(s_1), P(s_2), \dots, P(s_K)$, respectivamente, e estatisticamente independentes. Tal fonte é definida como *fonte discreta sem memória* [29].

A entropia de uma fonte discreta sem memória $S = \{s_1, s_2, \dots, s_K\}$ com distribuição de probabilidade de ocorrência dos seus símbolos P_1, P_2, \dots, P_K é dada por

$$H(S) = - \sum_{i=1}^K P_i \log P_i \text{ bits/símbolo}, \quad (3-28)$$

a qual pode ser interpretada como a incerteza que um observador tem sobre qual será o símbolo emitido, antes de saber qual símbolo de fato foi emitido. Uma segunda interpretação é feita se for utilizado o conceito da Definição 1.1. Denotando a informação associada a um símbolo s_i por $I(s_i)$, tem-se pela equação (3-24) que

$$I(s_i) = -\log P_i. \quad (3-29)$$

Assim, a entropia é dada por

$$H(S) = \sum_{i=1}^K P_i I(s_i), \quad (3-30)$$

pode-se interpretar este resultado como o valor médio da informação obtida por símbolo observado.

Um exemplo importante de fonte de informação sem memória é a *fonte binária sem memória*. Para uma fonte deste tipo, S , seu alfabeto é apenas $\{0, 1\}$. A probabilidade de um 0 é p e a probabilidade de um 1 é $(1 - p)$. Pode-se calcular a entropia dessa fonte por

$$H(S) = -[p \log p + (1 - p) \log(1 - p)]. \quad (3-31)$$

A função de p dada na equação (3-31) ocorre frequentemente em problemas de Teoria da Informação. Vista sua relevância, esta tem um nome especial. Define-se

$$h(p) = -p \log p - (1 - p) \log(1 - p), \quad (3-32)$$

sendo $h(p)$ chamada de *função entropia*. Deve-se notar a distinção entre as equações (3-31) e (3-32). $H(S)$ fornece a entropia de uma fonte particular S , enquanto $h(p)$ é a função de uma variável definida no intervalo $[0, 1]$. Outro fato que deve ser notado é que $\lim_{p \rightarrow 0} p \log p = 0$, assim, é definido que $h(0) = 0$.

Na Figura 3.7 tem-se o gráfico de $h(p)$ em função de p no intervalo $[0, 1]$.

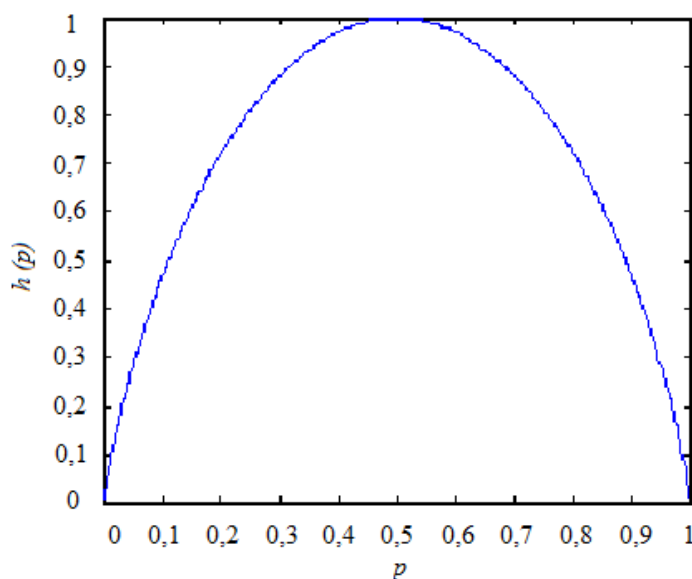


Figura 3.7 – Gráfico de $h(p)$ em função de p no intervalo $[0, 1]$.

3.1.6.4 Entropia r-ária

Caso seja usada a base r para os logaritmos, ao invés da base 2, a *entropia r-ária* tem a expressão

$$H_r(S) = -\sum_{i=1}^K P_i \log_r P_i \text{ unidades r - ária / símbolo ,} \quad (3-33)$$

ou, de modo equivalente,

$$H_r(S) = \frac{H(S)}{\log r}, \quad (3-34)$$

lembrando que $0 \leq H(S) \leq \log K$.

Através da desigualdade apresentada na Equação (3-27) e da igualdade apresentada na Equação (3-34), pode-se avaliar que

$$0 \leq H(S) \leq \log r \Rightarrow 0 \leq \frac{H(S)}{\log r} \leq 1 \Rightarrow 0 \leq H_r(S) \leq 1. \quad (3-35)$$

3.2 Métodos Existentes

Aqui serão mencionados alguns métodos de contagem automática existentes. Em 2008 Mello *et al.* [31] apresentaram três algoritmos baseados em sistemas de cores, um em HSL, e os outros dois em YIQ, também apresentado em 2008 por Santos *et al.* [33]. No primeiro, após a transformação de RGB para HSL, a banda H é utilizada para a etapa de segmentação através do algoritmo de limiarização de Huang [34]. O segundo e terceiro algoritmos utilizam a banda I na segmentação, um com limiar fixo, e o outro pelo método automático *K-means* [35]. No pós-processamento marca as regiões conectadas e elimina as regiões menores que 100 *pixels*, com posterior aplicação de um fechamento morfológico. Para realizar a contagem utiliza o número de *pixels* total de objetos dividido pela área média de um ovo, que foi considerada diferente para cada método.

Em 2009, Mello *et al.* [36],[37] apresentaram um algoritmo baseado nos sistemas de cores L*a*b e HSV, e exploração da técnica *K-means*, utilizando as mesmas técnicas de pós-processamento e contagem de Mello *et al.* [31].

Todos estes métodos utilizaram imagens adquiridas através de um equipamento de características diferentes do sistema aqui apresentado, SDP. Ainda, utilizaram um conjunto de apenas seis imagens para validação dos algoritmos, quantidade não suficiente para expressar o real funcionamento dos algoritmos. Os resultados do método baseado em HSV/*K-means* é mencionado quando os resultados do novo método desenvolvido neste trabalho são apresentados.

3.3 Novo Método

Nesta seção é descrito o Novo Método de Segmentação e Contagem Automática de Ovos do *Aedes aegypti* em Ovitampas. Tal método faz uso das seguintes técnicas de processamento de imagens: segmentação, filtragem (espacial e baseada em morfologia

matemática) e contagem efetiva dos ovos.

Para a realização dos testes do algoritmo deste novo método foi utilizado um conjunto de 100 imagens. Esse conjunto representa a diversidade encontrada no acervo de imagens adquiridas no Centro de Pesquisa Aggeu Magalhães em Pernambuco obtidas com um dos protótipos do SDP que se encontra instalado. Uma amostra das imagens utilizadas é apresentada na Figura 3.8.

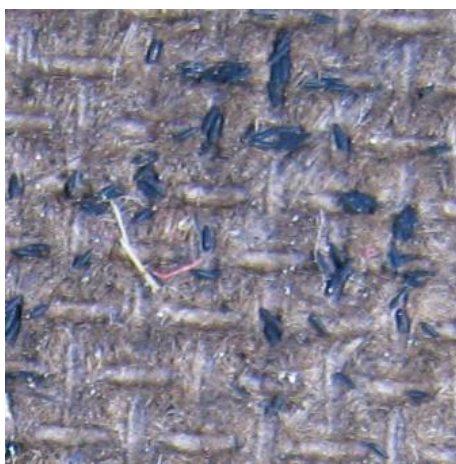


Figura 3.8 – *Amostra de uma imagem de palheta com ovos do mosquito da dengue.*

Todas as 100 imagens utilizadas nos experimentos possuem dimensões de 512x512 *pixels*, superior ao tamanho das imagens utilizadas nos outros métodos existentes na literatura. Como o algoritmo do novo método tem, em parte, um caráter local [22] não há limitação da ação do algoritmo em imagens maiores.

A primeira etapa do algoritmo desenvolvido é a segmentação, sendo em seguida realizada uma filtragem e por fim determina-se a quantidade de ovos da imagem, um diagrama das etapas do algoritmo pode ser observado na Figura 3.9. A seguir serão apresentadas detalhadamente as três etapas do algoritmo mencionadas.

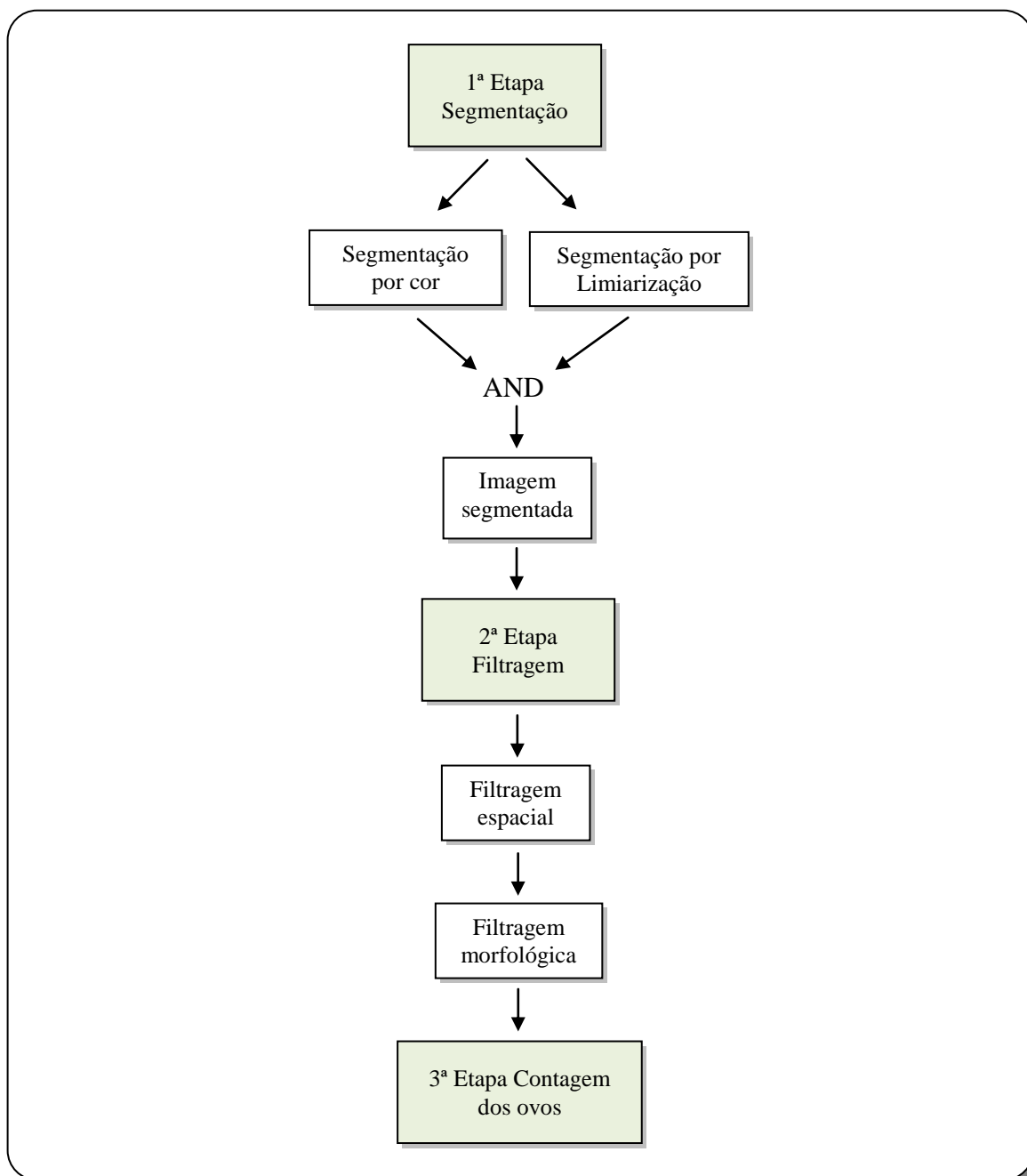


Figura 3.9 – Diagrama das etapas do algoritmo do método novo de contagem.

3.3.1 1ª Etapa: Segmentação

Esta etapa do processamento faz uso de duas técnicas de segmentação: uma de carácter global [22], que realiza uma pré-classificação com base no conhecimento prévio das cores dos *pixels* dos ovos, analisadas no espaço RGB [22],[24]; e outra de carácter local,

que se utiliza da técnica de limiarização do histograma da imagem [22] para realizar o complemento da classificação.

Para o problema em questão, assume-se que existem duas classes na imagem: ovos (objeto) e palheta (fundo).

a) Segmentação por Cor (Processamento Global)

Os histogramas das bandas R, G e B foram observados de forma separada, com a finalidade de realizar uma pré-classificação da imagem eliminando *pixels* referentes a níveis de cinza que não correspondessem a ovos.

Após uma análise minuciosa em diversas imagens do acervo adquirido, constatou-se que as cores presentes nos ovos respeitam as relações apresentadas na Equação (3-36) entre suas componentes RGB:

$$\begin{cases} r(i, j) < 0,8b(i, j) \\ g(i, j) < 0,8b(i, j) \end{cases} \quad (3-36)$$

onde $r(i, j)$, $g(i, j)$ e $b(i, j)$ são as componentes de cor vermelha, verde e azul, respectivamente, do *pixel* localizado na posição (i, j) .

A aplicação da condição apresentada na Equação (3-36) resulta em uma máscara que identifica possíveis *pixels* provenientes de ovos, ou seja, os *pixels* improváveis de serem ovos são rejeitados. Na

Figura 3.10b, tem-se o resultado desse passo da segmentação aplicado na imagem da Figura 3.10a (equivalente a Figura 3.8).

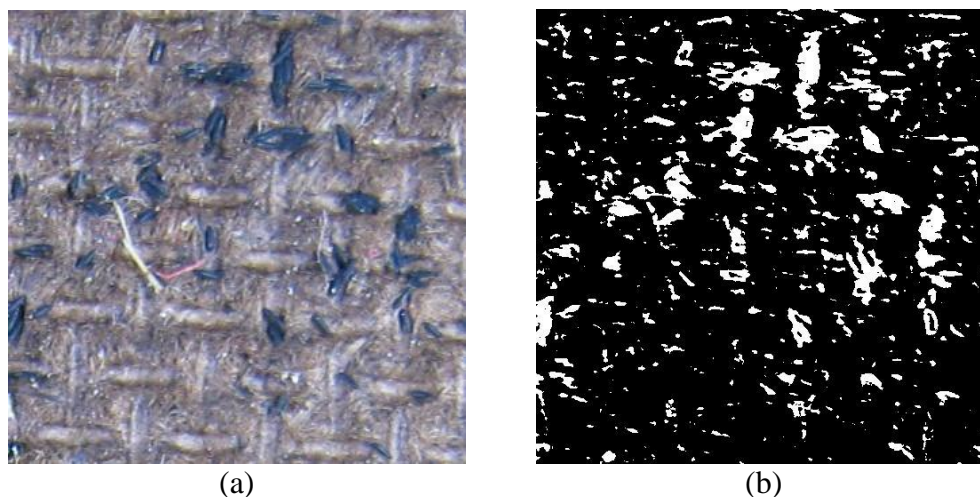


Figura 3.10 – (a) Imagem original em RGB e (b) máscara resultante da aplicação da técnica de segmentação por cor em (a).

b) Segmentação por Limiarização (Processamento Local)

As imagens podem conter variações nos níveis de cinza dos objetos e do fundo. Para essas situações, melhores resultados podem ser obtidos por meio de segmentação utilizando múltiplos valores de limiar. Esse processo é conhecido como limiarização local, tal que os valores de limiar podem variar sobre a imagem como uma função de suas características locais.

Neste passo, a imagem total é subdividida em janelas, e a análise ocorre em cada uma delas. O tamanho da janela não pode ser muito pequeno (por exemplo, 10×10 pixels), pois as características “globais” das classes desaparecem. Por outro lado, elas também não podem ser muito grandes (por exemplo, 250×250 pixels), pois as características locais de setores da imagem ficam “misturadas”, impossibilitando um tratamento diferenciado para cada setor. Experimentalmente, um bom tamanho encontrado foi 100×100 pixels.

Pela observação dos histogramas de diversas imagens do acervo, constatou-se que a distribuição das intensidades das componentes de cor vermelha dos pixels da palheta assemelha-se muito com uma Gaussiana [31].

Isto pode ser constatado através da Figura 3.11, onde se tem em (a) uma imagem

apenas com palheta, sem ovos, e em (b) seu histograma. A curva em vermelho é a aproximação para uma Gaussiana ajustada pela ferramenta Curve Fitting Toolbox 1.2.1 do MATLAB [38]. Assim, a distribuição dos *pixels* da palheta é modelada por uma Gaussiana, cuja determinação necessita de sua média (que coincide com a moda) e seu desvio.

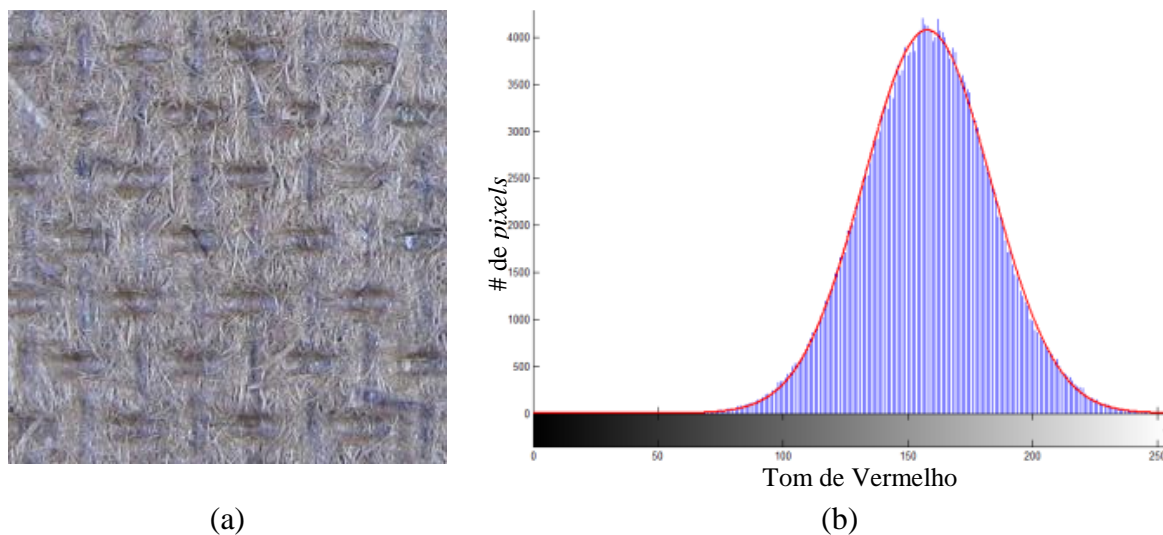


Figura 3.11 – (a) Imagem da palheta sem ovos e (b) seu histograma da componente vermelha.

Deve-se destacar o porquê da utilização apenas do histograma da componente de cor vermelha. Devido às características das cores da palheta, a imagem correspondente a essa componente detém maior contraste entre o objeto e o fundo, fato este determinante para uma maior eficiência do algoritmo de segmentação. Pela Figura 3.12 pode-se evidenciar tais características, onde são mostradas imagens separadas das bandas R (vermelho), G (verde) e B (azul).

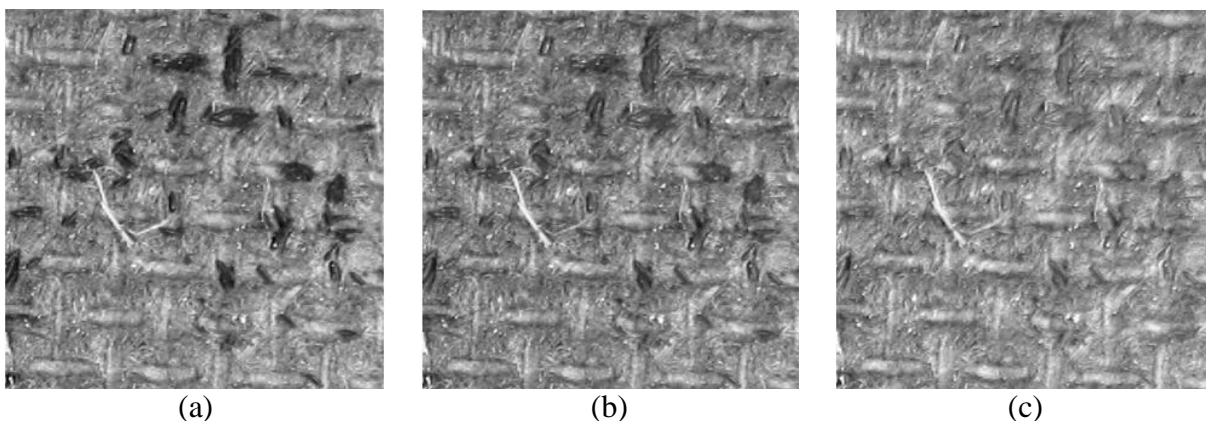


Figura 3.12 – Imagem de palheta com ovos nas bandas (a)R(red), (b)G(green) e (c)B (blue).

Os *pixels* dos ovos, em sua maioria, têm cores escuras, ou seja, com baixa intensidade. Desta forma, em uma imagem de palheta com ovos, a distribuição correspondente aos ovos se sobrepõe ao lado esquerdo da Gaussiana, relacionada à palheta, Figura 3.13. Contudo, o lado direito dessa distribuição fica praticamente intacto. Como a Gaussiana é simétrica, pode-se utilizar este lado “intacto” para a determinação das duas medidas citadas (média e desvio).

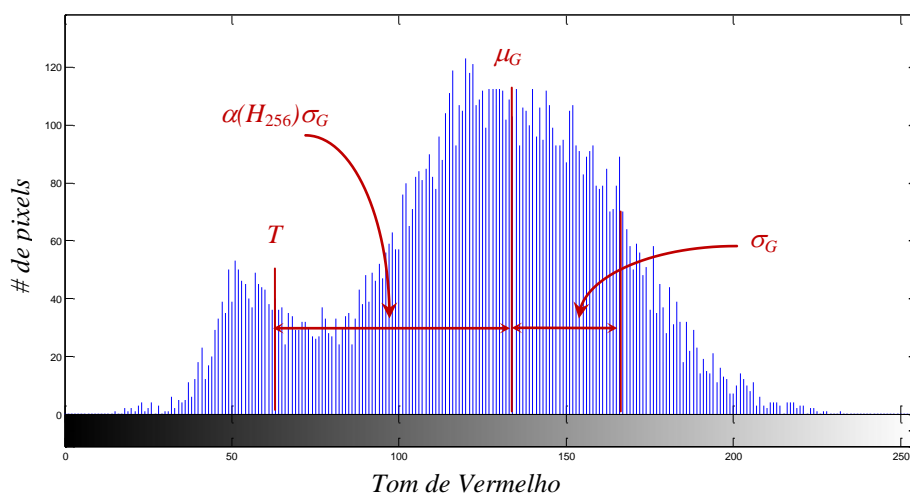


Figura 3.13 – Histograma de uma janela 100x100pixels da imagem da palheta com ovos.

Ainda, complementando a análise, percebe-se que se a janela contivesse apenas *pixels* da palheta, a distribuição teria uma dada entropia [28][27]. Com o aparecimento de ovos na imagem, a entropia se eleva, pois a distribuição se torna mais dispersa.

Como o algoritmo é baseado em limiarização, em cada janela da imagem, levanta-se seu histograma e determina-se um limiar. Esse limiar é uma intensidade de cor limite que determina a seguinte condição: se a intensidade do *pixel* em análise é superior a do limiar ele é classificado como palheta, caso contrário ele é classificado como ovo. Para a determinação desse limiar, foi utilizado o modelo de distribuição aqui apresentado, baseado nas distribuições dos *pixels* da palheta e da janela como um todo.

A proposta para o limiar é apresentada na Equação (3-37). É estabelecido que o limiar (T) é a média da Gaussiana (μ_G) subtraída de um fator (α) vezes o seu desvio padrão (σ_G).

$$T = \mu_G - \alpha \sigma_G.$$

Os valores de média e desvio da Gaussiana são determinados pelas Equações (3-38) e (3-40), respectivamente.

$$\mu_G = \frac{\sum_{i=\text{moda}-5}^{\text{moda}+5} i \bar{p}_i}{\sum_{i=\text{moda}-5}^{\text{moda}+5} \bar{p}_i}, \quad (3-38)$$

$$\bar{p}_i = \frac{n_i}{\sum_{j=\text{moda}-5}^{\text{moda}+5} n_j}, \quad (3-39)$$

$$\sigma_G = \sqrt{\sum_{i=\mu_G}^{255} (i - \mu_G)^2 \hat{p}_i}, \quad (3-40)$$

$$\hat{p}_i = \frac{n_i}{\sum_{j=\mu_G}^{255} n_j}, \quad (3-41)$$

n_i – Número de *pixels* com intensidade de cor “ i ” presentes na janela em análise.

Deve-se ressaltar que, como a análise é feita janela a janela, há um limiar possivelmente diferente para cada janela.

Como dito anteriormente, com a presença dos ovos a entropia da distribuição aumenta. Ao mesmo tempo, para que as intensidades dos *pixels* dos ovos (que são escuros)

fiquem abaixo do limiar torna-se necessário que este limiar seja mais elevado, ou seja, que o fator α seja menor (vide Equação (3-37)). Desta forma, pode-se estabelecer uma relação, exposta na Equação (3-42), do fator α com a função entropia (H_{256}) com seu valor normalizado, entre 0 e 1.

$$\alpha = \alpha(H_{256}) \quad (3-42)$$

$$\text{com, } H_{256} = -\sum_{i=0}^{255} p_i \log_{256}(p_i), \quad (3-43)$$

$$\text{sendo } p_i = \frac{n_i}{\sum_{i=0}^{255} n_i}, \quad (3-44)$$

e n_i sendo o número de *pixels* com intensidade de cor “ i ” presentes na janela em análise.

Supondo que α , segue a relação:

$$\alpha = KH^n \quad (3-45)$$

Aplicando o logaritmo na Equação (3-45), tem-se:

$$\log \alpha = \log K + n \log H \quad (3-46)$$

Para determinar K e n foram realizados testes com cinco imagens, janela a janela, medindo os valores da média (μ_G), desvio da Gaussiana (σ_G) e entropia (H_{256}). Ainda, foram determinados manualmente um limiar (T) para cada janela, a partir da visualização das imagens segmentadas, otimizando a classificação. Em detenção desses dados foram calculados os valores de α através da Equação (3-37). A relação entre os valores do logaritmo de α e de H_{256} , de cada janela, é apresentada na Figura 3.14.

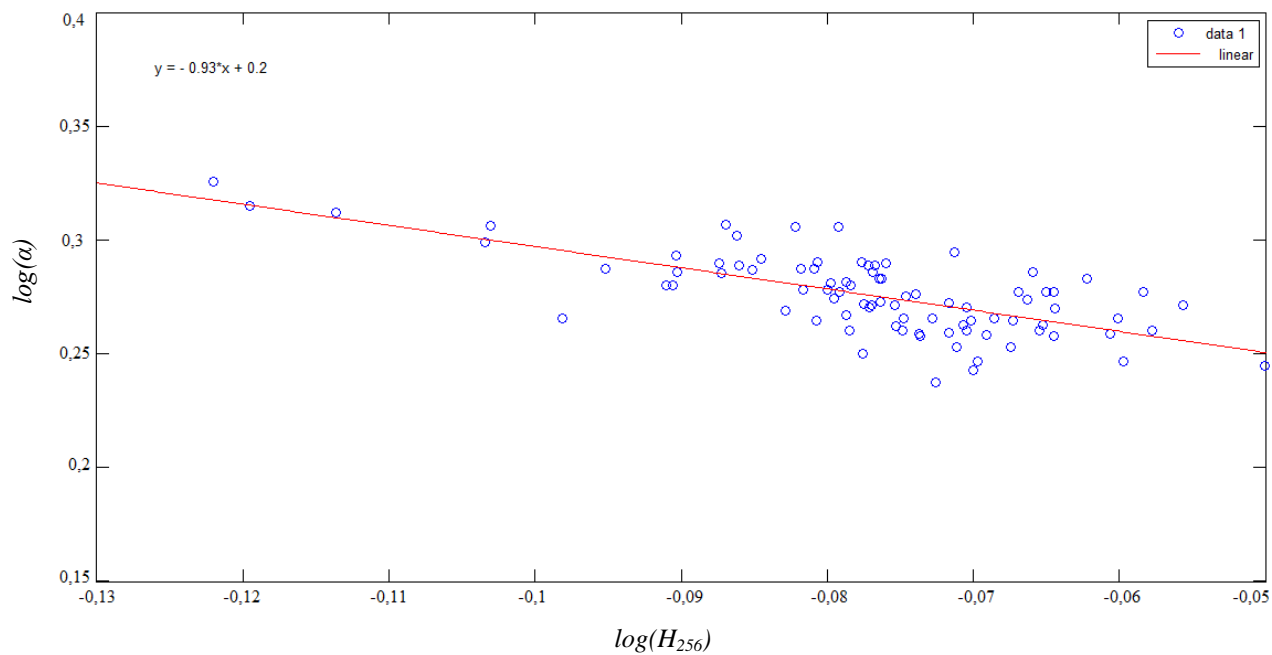


Figura 3.14 – Gráfico do $\log(H_{256})$ X $\log(\alpha)$ para determinar a relação de α com a entropia.

Pelo gráfico da Figura 3.14 obtém-se que:

$$\begin{aligned} n &\cong -1 \\ K &\cong 1,6. \end{aligned} \quad (3-47)$$

Logo, a relação entre o fator α e a entropia H_{256} é dada por:

$$\alpha(H_{256}) = \frac{1,6}{H_{256}}. \quad (3-48)$$

Na Figura 3.15b, é apresentado o resultado da segmentação por limiarização aplicada na imagem da Figura 3.15a.

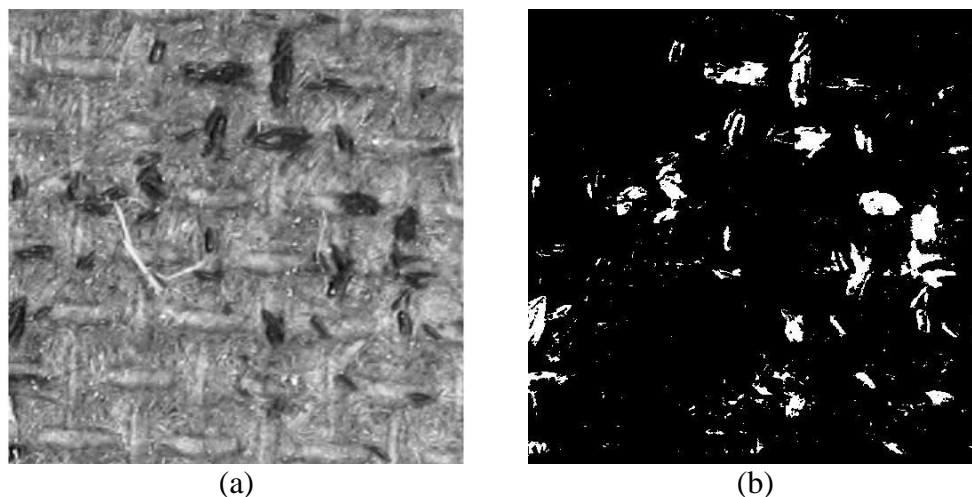


Figura 3.15 – (a) Imagem da banda R e (b) resultado da segmentação por limiarização aplicada na imagem (a).

O resultado final da segmentação, que é a máscara que identifica os *pixels* os quais obedecem as duas condições determinadas pelas duas técnicas de segmentação aplicadas, encontra-se na Figura 3.16c. Esta última máscara é conseguida através de uma operação AND entre as duas máscaras obtidas anteriormente, Figura 3.16a e Figura 3.16b.

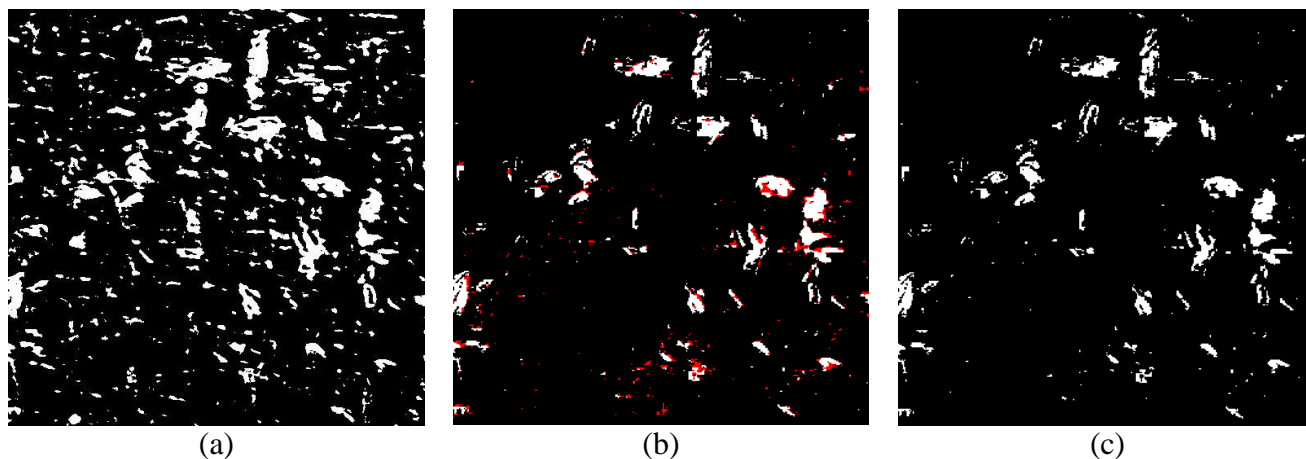


Figura 3.16 – (a) Máscara resultante da primeira segmentação, (b) máscara resultante da segunda segmentação e (c) resultado final da segmentação (operação AND entre (a) e (b)).

3.3.2 2ª Etapa: Filtragem

a) Filtragem espacial (Filtro de moda)

Pelo fato de haver uma sobreposição das distribuições dos ovos e da palheta, na etapa de limiarização, alguns *pixels* podem ser classificados de forma equivocada.

Geralmente esses *pixels* se apresentam de forma isolada ou em pequenos grupos.

Para eliminar este ruído, ou seja, *pixels* do objeto que foram classificados como fundo e vice-versa, realizou-se uma filtragem com o filtro de moda de dimensões 3x3 *pixels*, essa janela foi a que proporcionou melhores resultados. Na Figura 3.17b pode ser observado o resultado da aplicação do filtro da moda na imagem da Figura 3.17a.

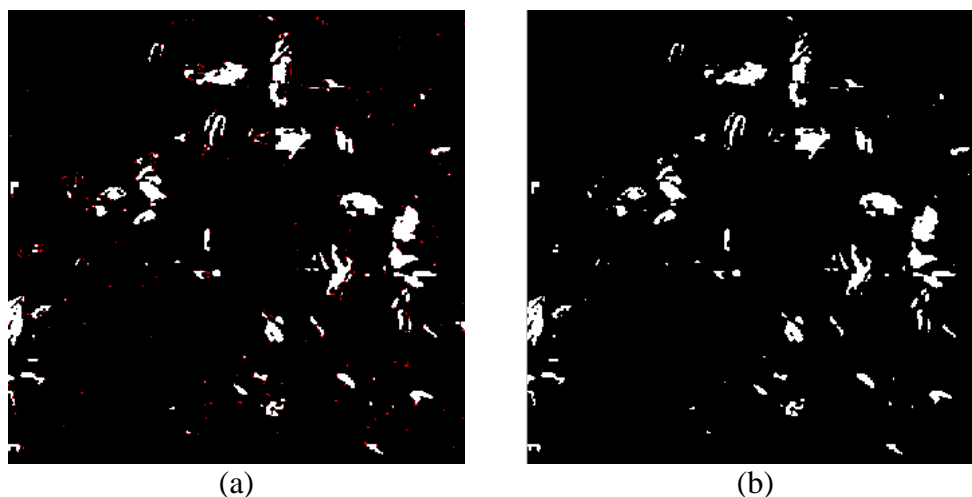


Figura 3.17 – (a) Imagem segmentada e (b) resultado da aplicação do filtro da moda (3x3) em (a).

b) Filtragem morfológica (Abertura)

Em seguida, foi utilizado um filtro baseado em morfologia matemática (operação de abertura), para suavizar o contorno dos objetos, separar regiões conectadas, e eliminar *pixels* ou grupo de *pixels* que ainda permaneceram após a primeira filtragem. Nesta operação foi utilizado um elemento estruturante no formato de disco com raio de 2 *pixels*. Na Figura 3.18b pode ser observado o resultado da operação de abertura na imagem da Figura 3.18a.

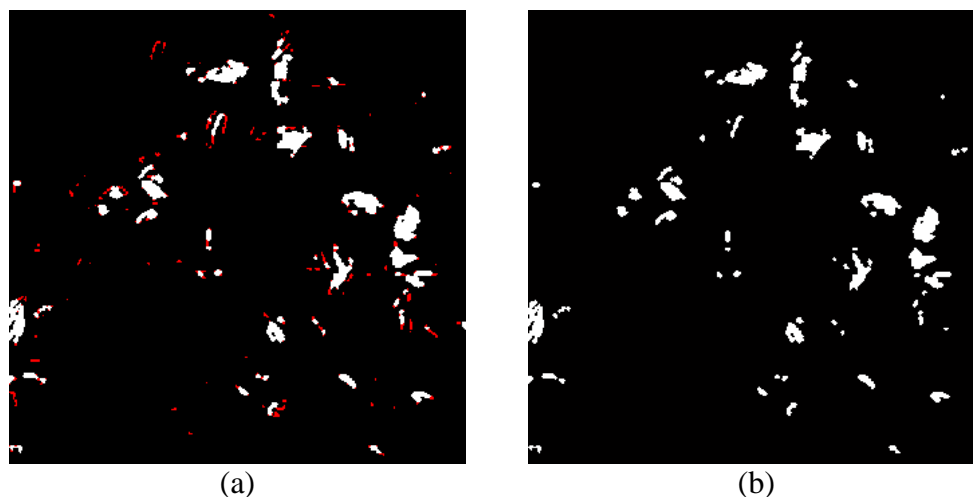


Figura 3.18 – (a) Imagem filtrada com filtro da moda e (b) resultado da filtragem morfológica em (a).

3.3.3 3ª Etapa: Contagem dos ovos

Esta etapa é referente a contagem dos ovos do mosquito na imagem pós segmentação e filtragens. A idéia nesta etapa é contar a quantidade de *pixels* pertencentes aos ovos e dividi-la pela quantidade de *pixels* média de apenas um ovo, conforme Equação (3-49).

$$N_{\text{Ovos}} = \frac{A_{\text{total ovos}}}{A_{\text{ovo}}} \quad (3-49)$$

N_{Ovos} – # total de ovos na imagem.

$A_{\text{total ovos}}$ – Área (em *pixels*) ocupada pelos ovos da imagem.

A_{ovo} – Área média (em *pixels*) ocupada por um ovo, calculada experimentalmente.

Embora a execução desta etapa seja bastante simples, foi necessário um estudo prévio para a determinação da área média de um ovo. Tal área foi determinada através da síntese de uma imagem contendo apenas ovos, gerada manualmente no *software* Corel® PHOTO-PAINT X3 [39]. Determinou-se um valor médio de 160 *pixels* por ovo. Este valor médio pode variar ao se tratar de imagens com diferentes resoluções, e ao tempo de exposição que a palheta permanece em campo. Neste estudo todas as imagens de palhetas

utilizadas foram adquiridas sob as mesmas condições após terem passado um tempo fixo de um mês em campo, utilizando o sistema de aquisição aqui desenvolvido. Resultados destas contagens bem como análises quanto ao erro são abordados no capítulo de resultados.

CAPÍTULO 4

Resultados

Neste capítulo serão apresentados e discutidos os resultados obtidos pelo sistema de aquisição e processamento de imagens aqui apresentado.

4.1 Resultados do Sistema de Aquisição

Foram desenvolvidos três protótipos do SDP. Dois protótipos do sistema desenvolvido foram implantados em duas diferentes áreas de risco de dengue em Pernambuco. A Figura 4.1 mostra os protótipos, em (a) sendo utilizado no CPqAM para digitalizar as imagens das palhetas de diversos bairros do Recife, e (b) um treinamento dado no município de Santa Cruz do Capibaribe. Locais onde foi realizada a validação do Sistema de Aquisição, através da utilização do sistema por mais de um usuário.



Figura 4.1 – Fotos do SDP instalado em (a) CPqAM em Recife e em (b) Santa Cruz do Capibaribe.

No CPqAM foram adquiridas aproximadamente 200 imagens de palhetas com o sistema. Os ovos foram contados com o sistema de contagem assistida e enviados para o servidor utilizando o SDP, aqui desenvolvido.

Para verificar a eficiência do sistema foi realizada uma comparação entre os tempos necessários para contagem manual dos ovos com o sistema de contagem assistida e o método convencional (lupa de magnificação). A contagem de 10 dessas palhetas foi cronometrada durante a contagem assistida e estimada para a contagem manual, determinando a eficiência temporal do sistema. Os resultados são apresentados na Tabela 4.1, que tem por colunas: o número de ovos nas imagens, o tempo da contagem feita com a lupa e o tempo da contagem feita com o sistema proposto.

Tabela 4.1– *Comparação temporal dos métodos manuais de contagem.*

Número de ovos	Lupa (min)	Sistema (min)
2 ovos	10	2
7 ovos	15	4
17 ovos	10	2
61 ovos	20	7
126 ovos	25	9
197 ovos	30	10
218 ovos	40	13
458 ovos	30	10
512 ovos	30	9
816 ovos	70	25

Verifica-se que maior velocidade, no mínimo três vezes mais rápido, na contagem do número de ovos em palhetas é obtida com o sistema desenvolvido. Como se pode observar ainda na Tabela 4.1, o número de ovos não tem uma relação linear com o tempo de contagem, pois existem outros fatores que influenciam nesse processo, por exemplo, a quantidade de impurezas (sujeira) nas palhetas e a sobreposição dos ovos. Os testes do algoritmo de contagem automática foram realizados em trechos das imagens adquiridas devido à qualidade das palhetas, que apresentavam diversos artefatos, por exemplo, a Figura 4.2, impossibilitando sua total utilização.



Figura 4.2 – Trecho de uma amostra de imagem de palheta com diversos artefatos referentes a sua interação com determinados ambientes.

Soluções para esse problema de sujeira nas palhetas tem sido discutidas com o CPqAM (responsáveis pelo projeto de implantação das ovitrampas) e os agentes de campo. Uma solução mais imediata é descartar as palhetas que se apresentarem com nível de sujeira elevado. Outra solução será instruir os agentes para que instalem as ovitrampas em locais mais adequados, ou seja, não tão propícios a incidentes devido à interação com o meio. E ainda, uma solução está relacionada ao tempo que as ovitrampas passam em campo, pois já foi constatado que a diminuição deste intervalo acarretou melhorias no aspecto das palhetas.

4.2 Resultados da Contagem Automática

A validação do algoritmo automático aqui apresentado foi realizada comparando o resultado da contagem automática com os valores obtidos pelo processo de contagem manual assistida pelo computador, que faz parte do SDP.

O método de contagem automática apresentado no Capítulo 3 foi aplicado em um conjunto de 100 imagens. É importante analisar o desempenho do método em imagens com muitos e com poucos ovos. Desta forma, as imagens foram separadas em três grupos: Grupo I com imagens contendo o número de ovos entre 30 e 106 ovos, Grupo II entre 10 e 29 ovos e Grupo III entre 0 e 9 ovos.

Foram escolhidas 10 imagens representativas do acervo das 100 imagens, para que os resultados da segmentação e filtragem fossem melhor observados. A diferença, em *pixels*, entre a imagem segmentada e a filtrada é destacada em vermelho.

Podem ser observadas da Figura 4.3 a Figura 4.6, imagens referentes ao Grupo I, ou seja, imagens com muitos ovos. Por meio dessas imagens pode ser observada a capacidade de detecção de ovos pelo novo algoritmo, mesmo quando na imagem aparecem manchas de cor próxima a cor dos ovos, como na Figura 4.5.

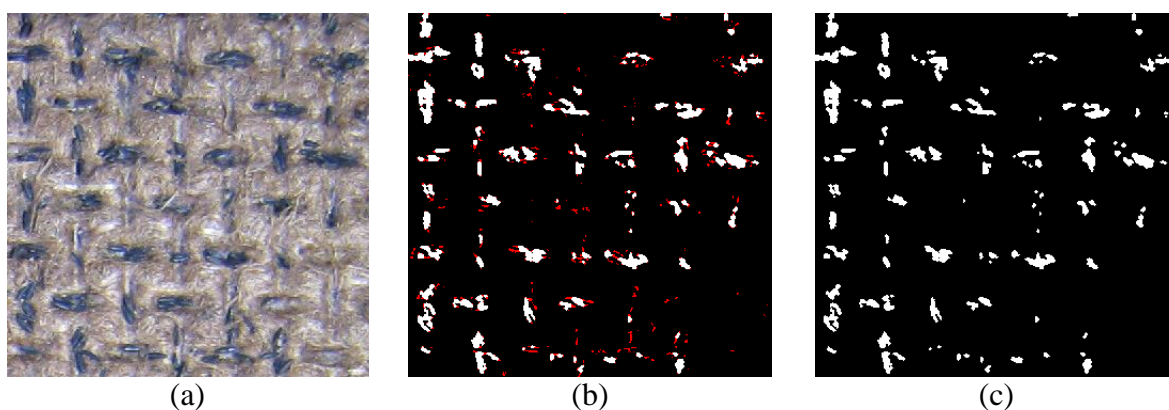


Figura 4.3 – Imagem 1:(a)original em RGB, (b) segmentada com a diferença em relação a imagem filtrada destacada em vermelho e (c)após filtrações.

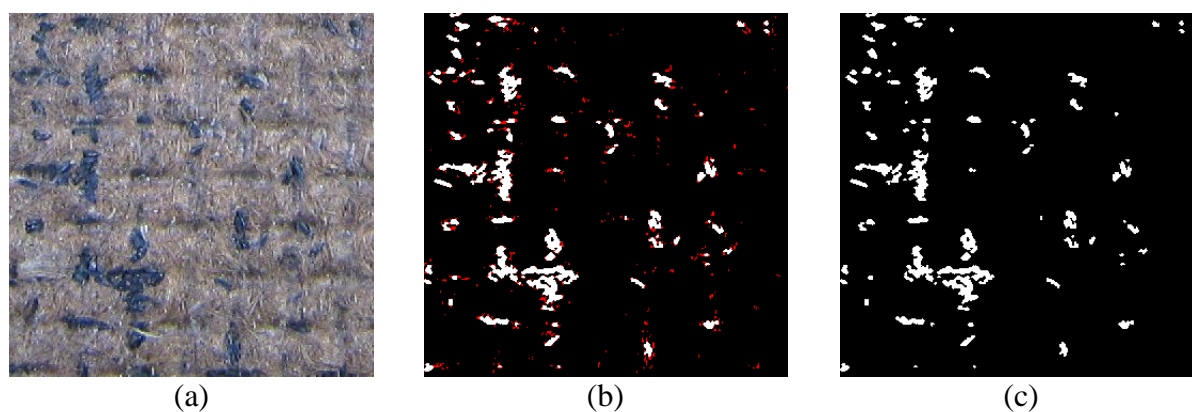


Figura 4.4 – Imagem 7:(a)original em RGB, (b) segmentada com a diferença em relação a imagem filtrada destacada em vermelho e (c)após filtrações.

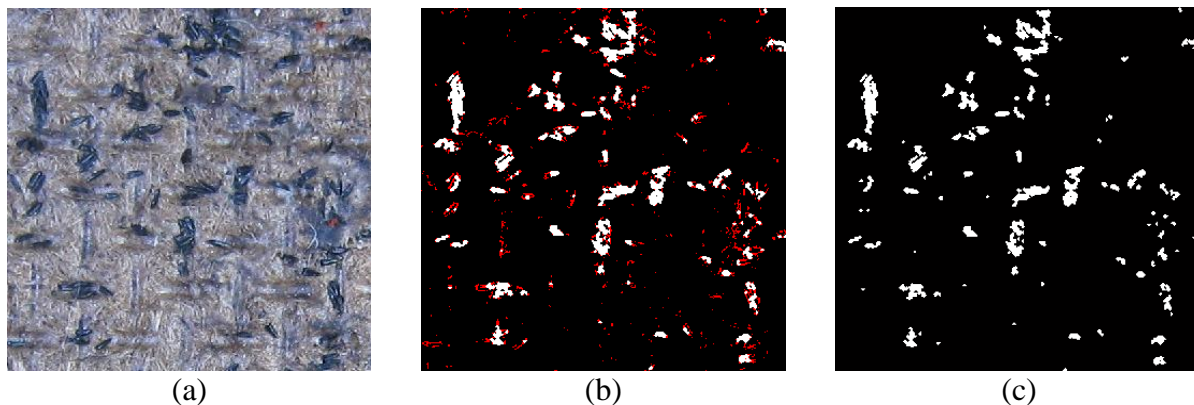


Figura 4.5 – Imagem 8:(a)original em RGB, (b) segmentada com a diferença em relação a imagem filtrada destacada em vermelho e (c)após filtrações.

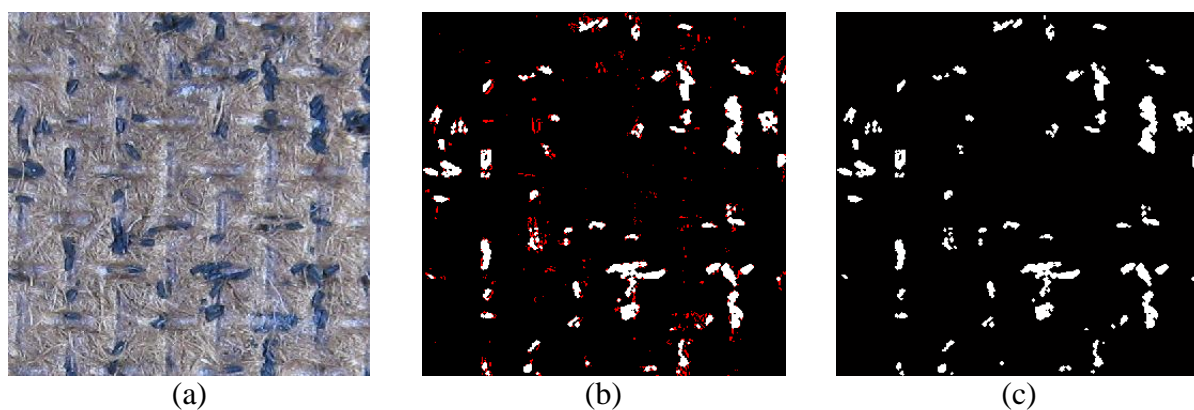


Figura 4.6 – Imagem 9:(a)original em RGB, (b) segmentada com a diferença em relação a imagem filtrada destacada em vermelho e (c)após filtrações.

Nas Figura 4.7 e Figura 4.8, podem ser observadas imagens referentes ao Grupo II. Por meio destas imagens pode ser observada a capacidade de detecção de ovos pelo algoritmo do novo método. Mesmo quando ocorre a presença de impurezas, circulares em vermelho na Figura 4.7, estas são eliminadas.

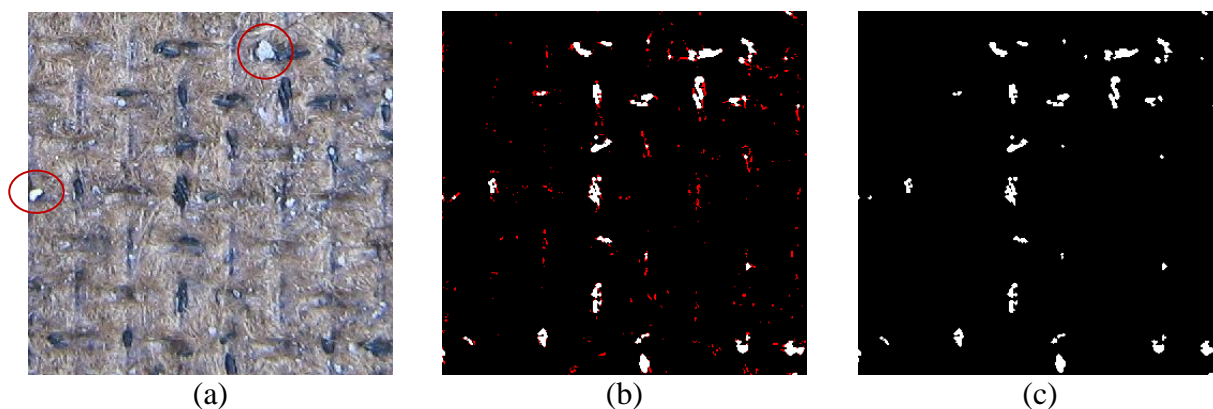


Figura 4.7 – Imagem 45:(a)original em RGB, com algumas impurezas circuladas em vermelho, (b) segmentada com a diferença em relação a imagem filtrada destacada em vermelho e (c)após filtragens.

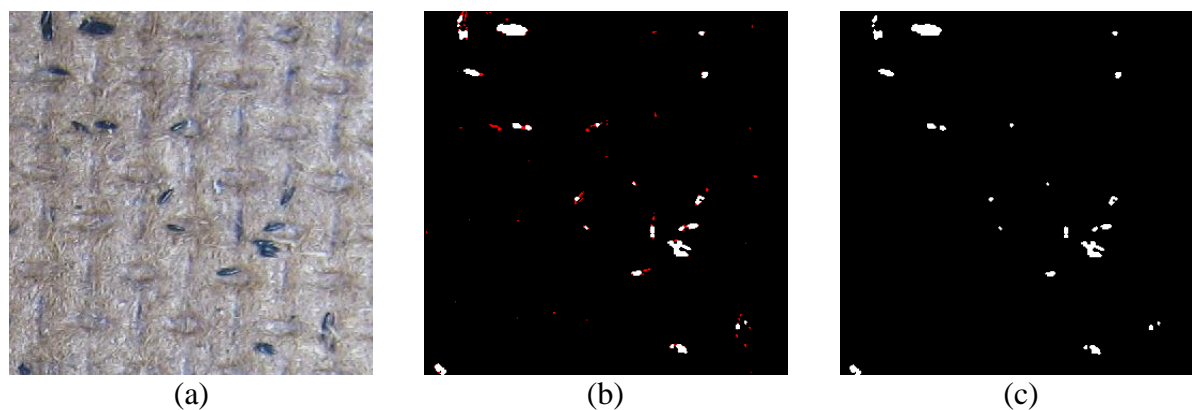


Figura 4.8 – Imagem 74:(a)original em RGB, (b) segmentada com a diferença em relação a imagem filtrada destacada em vermelho e (c)após filtragens.

Podem ser observadas da Figura 4.9 a Figura 4.12, imagens referentes ao Grupo III, ou seja, imagens com pouco ou nenhum ovo. Por meio dessas imagens pode ser observada a capacidade de rejeição de elementos que não são ovos pelo algoritmo do novo método.

Na Figura 4.9 obteve-se 100% de acerto na contagem dos ovos, onde foram detectados seis ovos tanto na contagem manual como na automática.

Na Figura 4.10, obteve-se um erro (%) médio de 100%, porém esse erro não expressa a capacidade de classificação e nem de rejeição de ovos, tratando-se de um caso singular da análise de resultados. Nesta imagem que contém apenas um ovo, porém possui um trecho (circulado em vermelho) com características muito próximas a de um ovo, obteve-se na contagem automática a detecção de dois ovos. Tendo assim a diferença de

apenas 1 ovo entre a contagem manual e a automática, diferença desprezível em um tratamento estatístico dos dados.

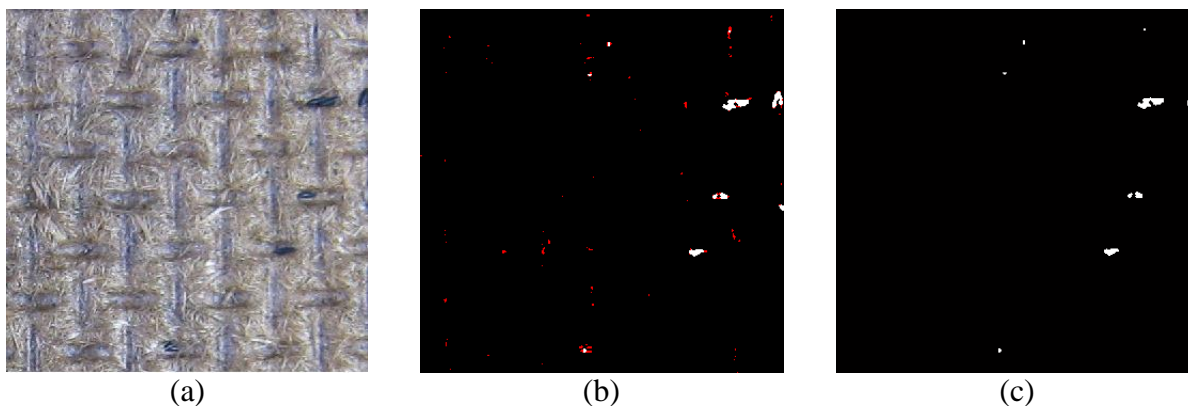


Figura 4.9 – *Imagem 92:(a)original em RGB, (b) segmentada com a diferença em relação a imagem filtrada destacada em vermelho e (c)após filtrações.*

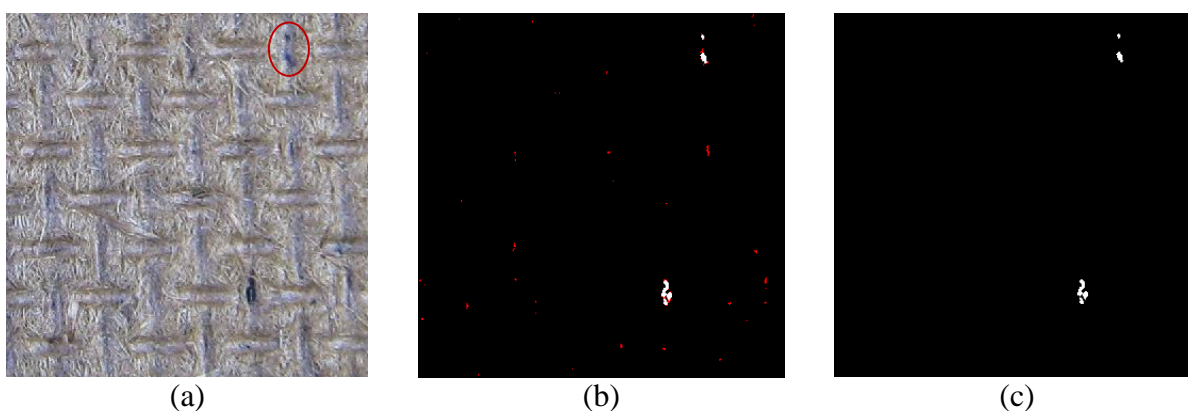


Figura 4.10 – *Imagem 96:(a)original em RGB, (b) segmentada com a diferença em relação a imagem filtrada destacada em vermelho e (c)após filtrações.*

Na Figura 4.11 e Figura 4.12, pode-se observar imagens sem ovos. Para a imagem da Figura 4.11 obteve-se um bom resultado na identificação, com uma pequena quantidade de *pixels* classificados de forma equivocada devido a uma parte da palheta com cor próxima a do ovo (circulado em vermelho), porém com área menor que a área média de um ovo aqui considerada, logo, eliminada na contagem dos ovos. Na Figura 4.12 obteve-se um falso-positivo, devido, possivelmente, a um local (circulado em vermelho) que havia ovo, mas que acabou se desprendendo da palheta, deixando o local marcado com características próximas ao ovo. Obteve-se, também, para essa imagem a diferença de

apenas 1 ovo entre a contagem manual e a automática.

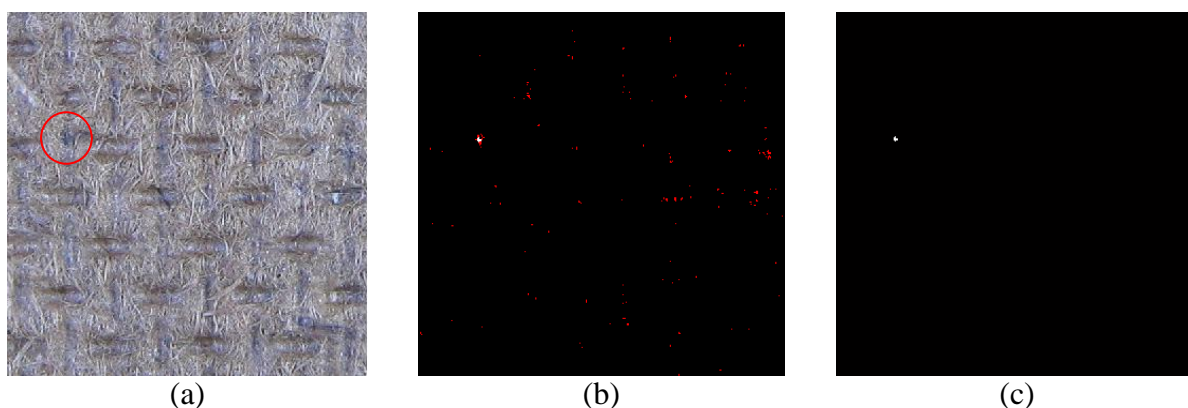


Figura 4.11 – Imagem 98:(a)original em RGB, com círculo em vermelho destacando região com cor próxima a do ovo, (b) segmentada com a diferença em relação a imagem filtrada destacada em vermelho e (c)após filtragens.

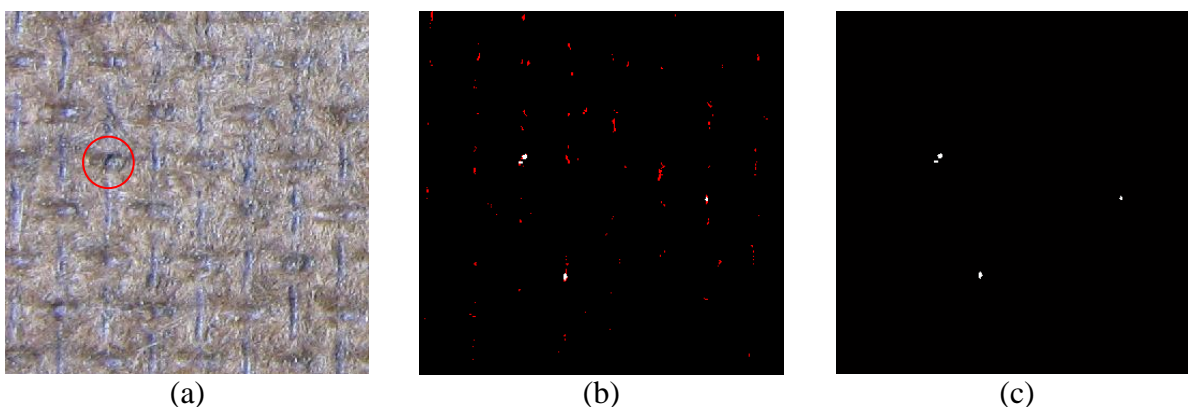


Figura 4.12 – Imagem 100:(a)original em RGB, com círculo em vermelho destacando região com características próxima a do ovo, (b)segmentada com a diferença em relação a imagem filtrada destacada em vermelho e (c)após filtragens.

Nas Tabelas Tabela 4.2, Tabela 4.3 e Tabela 4.4 estão apresentados os resultados da contagem de ovos para os diferentes grupos de amostras. Nestas tabelas os melhores resultados (menor erro da tabela) em vermelho, e os piores resultados (maior erro da tabela) em azul. Nas tabelas são identificados:

- **Imagem** – ordem do experimento;
- **Manual (Sistema)** – quantidade de ovos da imagem contada pelo método de contagem assistida através do SDP (referência para validação do método);
- **Auto. Novo** – quantidade de ovos da imagem contada automaticamente através do

método aqui apresentado;

- **Diferença** – valor absoluto da diferença entre as contagens manual e automática.
- **Erro (%)** – 100% multiplicado pelo valor absoluto da diferença entre as contagens manual e automática dividido pela contagem manual.

Tabela 4.2– Resultados dos experimentos realizados no Grupo I de imagens.

Imagem	Manual (Sistema)	Auto. Novo	Diferença	Erro (%)
1	106	88	18	16,98%
2	103	90	13	12,62%
3	99	116	17	17,17%
4	97	120	23	23,71%
5	93	108	15	16,13%
6	77	59	18	23,38%
7	75	71	4	5,33%
8	74	74	0	0,00%
9	74	77	3	4,05%
10	72	64	8	11,11%
11	66	57	9	13,64%
12	65	68	3	4,62%
13	64	54	10	15,63%
14	64	52	12	18,75%
15	60	74	14	23,33%
16	57	74	17	29,82%
17	57	73	16	28,07%
18	57	42	15	26,32%
19	56	69	13	23,21%
20	56	43	13	23,21%
21	55	70	15	27,27%
22	54	62	8	14,81%
23	52	64	12	23,08%
24	48	40	8	16,67%
25	48	44	4	8,33%
26	48	61	13	27,08%
27	48	43	5	10,42%
28	44	53	9	20,45%
29	42	42	0	0,00%
30	42	54	12	28,57%
31	42	44	2	4,76%
32	41	42	1	2,44%
33	40	46	6	15,00%
34	38	44	6	15,79%
35	37	34	3	8,11%
36	36	39	3	8,33%
37	35	28	7	20,00%
38	34	41	7	20,59%
39	34	29	5	14,71%
40	33	30	3	9,09%
41	33	27	6	18,18%
42	32	24	8	25,00%
43	30	33	3	10,00%
44	30	30	0	0,00%
Erro (%) Médio				14,91%
Desvio Padrão (%)				8,52%

Tabela 4.3– Resultados dos experimentos realizados no Grupo II de imagens.

Imagem	Manual (Sistema)	Auto. Novo	Diferença	Erro (%)
45	29	30	1	3,45%
46	28	28	0	0,00%
47	27	30	3	11,11%
48	27	24	3	11,11%
49	26	32	6	23,08%
50	26	33	7	26,92%
51	26	27	1	3,85%
52	26	22	4	15,38%
53	25	30	5	20,00%
54	24	24	0	0,00%
55	24	30	6	25,00%
56	24	20	4	16,67%
57	23	24	1	4,35%
58	22	30	8	36,36%
59	22	17	5	22,73%
60	22	25	3	13,64%
61	22	27	5	22,73%
62	21	16	5	23,81%
63	21	26	5	23,81%
64	21	19	2	9,52%
65	18	22	4	22,22%
66	18	18	0	0,00%
67	18	15	3	16,67%
68	18	18	0	0,00%
69	17	14	3	17,65%
70	16	19	3	18,75%
71	16	14	2	12,50%
72	15	17	2	13,33%
73	15	16	1	6,67%
74	14	15	1	7,14%
75	14	17	3	21,43%
76	14	18	4	28,57%
77	13	10	3	23,08%
78	13	15	2	15,38%
79	13	10	3	23,08%
80	13	12	1	7,69%
81	13	15	2	15,38%
82	13	15	2	15,38%
83	12	10	2	16,67%
Erro (%) Médio				15,26%
Desvio Padrão (%)				8,92%

Tabela 4.4– *Resultados dos experimentos realizados no Grupo III de imagens.*

Imagem	Manual (Sistema)	Auto. Novo	Diferença	Erro (%)
84	9	8	1	11,11%
85	8	11	3	37,50%
86	8	10	2	25,00%
87	7	9	2	28,57%
88	7	5	2	28,57%
89	7	8	1	14,29%
90	7	6	1	14,29%
91	6	5	1	16,67%
92	6	6	0	0,00%
93	5	4	1	20,00%
94	4	4	0	0,00%
95	4	4	0	0,00%
96	1	2	1	100,00%
97	1	1	0	0,00%
98	0	0	0	∞ (0,00%)
99	0	0	0	∞ (0,00%)
100	0	1	1	∞ (100,00%)
Erro (%) Médio				21,14%
Desvio Padrão (%)				25,74%
Obs.: Os experimentos 98-100 não foram considerados para o cálculo do Erro Médio e Desvio Padrão				

O novo método é, em média, mais preciso para imagens com quantidade de ovos maiores. Isso pode ser constatado, calculando as médias dos Erros (%). Para o Grupo I, o erro médio foi de 14,91%. Em relação ao Grupo II, o erro médio foi de 15,26%. E para o Grupo III, o erro médio foi de 21,14%.

O mesmo pode ser constatado em relação a dispersão do erro através do cálculo do desvio padrão (%). Para o Grupo I, o desvio padrão foi de 8,52%. Em relação ao Grupo II, o desvio padrão foi de 8,92%. E para o Grupo III, o desvio padrão foi de 25,74%.

Observando a Tabela 4.5, constata-se que o novo método aqui apresentado obteve um erro de contagem médio de 16,26%, sendo este um resultado satisfatório do ponto de vista qualitativo. Também pode ser observado na Tabela 4.5 o desvio padrão, que é uma medida de dispersão desse erro médio, atingindo 12,57%. Outra análise realizada a partir dos dados das tabelas referentes aos três grupos de imagens foi o erro global (%), referente a um erro (%) do total de ovos contabilizados em todas as amostras. Por meio deste cálculo

obteve-se um erro global de 2,67%, vide Tabela 4.5. Esta medida é importante devido à necessidade de se obter uma quantidade total de ovos para cada município analisado, dados que serão enviados a um sistema georeferenciado, denominado SAUDAVEL [2], para construção de um mapa indicando diferentes áreas de risco do vetor da dengue por meio de uma diferenciação de cores.

Tabela 4.5– Resultado geral.

Medidas	Auto. Novo
Erro (%) Médio	16,26%
Desvio Padrão (%)	12,57%
Erro Global (%)	2,67%
Obs.: Os experimentos 98-100 não foram considerados para o cálculo do Erro Médio e Desvio Padrão	

Obteve-se um erro maior para imagens sem ovos, contudo este fato não é considerável uma vez que essa situação não é muito esperada nas palhetas inteiras das ovitrampas que serão analisadas na prática.

Observando a Tabela 4.4 constata-se que os três últimos experimentos foram realizados para imagens sem ovos. Na contagem dos três experimentos, um dos resultados apresentou-se diferente de zero, obtendo assim um falso-positivo. O número de falsos-positivos representa o número de vezes que o método calculou um valor não nulo de ovos na imagem onde ovos não estão presentes. Devido a estes resultados, mais 10 imagens sem ovos foram separadas para analisar o desempenho do algoritmo em relação a estes tipos de imagens, Tabela 4.6.

Tabela 4.6– Resultados para imagens sem ovo.

Imagem sem ovo	Auto. Novo
1	0
2	0
3	0
4	1
5	1
6	0
7	0
8	1
9	1
10	0
Falsos-positivos	4

Não foi gerado nenhum falso-negativo com a contagem automática no teste com as imagens que continham ovos. O número de falsos-negativos representa o número de vezes que imagens com presença de ovos são classificadas pelo método como não contendo ovos.

Analisando a Tabela 4.6, para o novo método, verifica-se que em 10 imagens sem ovos em 4 delas obteve-se falso-positivo, ou seja, 60% de acerto, apesar da pequena diferença na quantidade de ovos.

Analisando o novo método, a explicação para as constatações apresentadas se deve ao fato de ainda haver erros no processo de classificação dos *pixels*. Quando a imagem tem muitos ovos, os erros ficam mais “diluídos”. Por outro lado, quando a imagem tem poucos ovos, o erro cresce de forma relativa.

Sobre este mesmo conjunto de imagens utilizadas nos testes do novo método, foi aplicado o método proposto por Mello *et al.* [36],[37], já comentado, que se baseia na exploração do sistema de cores HSV e no algoritmo *K-means*. Este método foi testado para fins comparativos.

O método HSV/*K-means* atingiu um erro médio de 43,42%, desvio padrão de 34,25% e erro global de 41,47%, ou seja, medidas significativamente maiores quando comparado com o novo método.

Analisando os grupos de imagens para o método HSV/*K-means*, obteve-se para o Grupo I um erro (desvio padrão) de 49,90% (22,29%), para o Grupo II um erro (desvio padrão) de 28,57% (20,47%) e para o Grupo III um erro (desvio padrão) de 64,40% (67,23%).

Na análise com as imagens sem ovos o método HSV/*K-means* de contagem apresentou valores diferentes de zero para os 10 experimentos, ou seja, obteve-se 10 falsos-positivos, e com uma diferença maior na quantidade de ovos detectados quando comparado ao novo método.

Comparando os dois métodos, o novo método foi mais preciso em todas as análises realizadas.

CAPÍTULO 5

Conclusão e Trabalhos Futuros

O *Aedes aegypti* é um mosquito, que quando infectado, é causador de uma doença que não possui tratamento específico, a dengue. Tornando assim o monitoramento dos possíveis focos de extrema importância. A utilização de armadilhas especiais, ovitrampas, é comprovadamente uma forma eficaz de monitoramento. A introdução de novas tecnologias tem aumentado o desempenho dessa monitoração.

Nesta dissertação foi apresentado um sistema para digitalização das imagens das palhetas das ovitrampas, e armazenamento remoto, que possibilitou a análise da população de ovos através de um método semi-automático e um automático de contagem dos ovos do mosquito.

O sistema de aquisição de imagem desenvolvido foi baseado em uma plataforma óptica, uma interface homem-máquina, e um *software* de aquisição de imagem, de fácil manipulação pelo usuário. Este sistema executa a digitalização das imagens das palhetas das ovitrampas de forma rápida (em torno de 40 s) e eficaz, gerando imagens de resolução para a contagem dos ovos.

O sistema de contagem assistida (semi-automática), implementada na interface homem-máquina, gerou um ganho de velocidade na contagem no mínimo três vezes quando comparado à utilização da lupa. Ainda foram observados ganhos qualitativos relacionados à diminuição do erro de contagem e menor desgaste do profissional.

Foi apresentado um método de contagem automática de ovos do mosquito da

dengue nestas palhetas. Esta é uma das linhas de trabalho do Projeto SAPIO (Sistema de Aquisição e Processamento de Imagens de Ovitampas), que já se encontra, além da parte de processamento de imagem, com sua parte de aquisição desenvolvida e implantada em duas regiões de risco da doença em Pernambuco.

O método automático desenvolvido basicamente está dividido em três etapas: segmentação, filtragem e contagem efetiva. Este método foi aplicado em um conjunto experimental de 100 imagens obtendo um erro médio de contagem de 16,26% e um erro global de 2,67%, sendo este um resultado satisfatório, segundo pesquisadores do Centro de Pesquisa Aggeu Magalhães.

Todavia, é possível tornar o método mais eficiente. Como trabalhos futuros algumas melhorias no processo de segmentação e contagem serão implementadas.

Com o intuito de aumentar a qualidade da classificação dos *pixels*, melhorias serão implantadas na etapa de segmentação. Uma alternativa é tratar de forma diferenciada os *pixels* que estiverem em uma “zona nebulosa”, ou seja, ao invés de ser definido apenas um limiar (T), serão definidos dois: um baixo (TL) que deve garantir que abaixo dele todos os *pixels* pertencem ao objeto; e outro alto (TH) que deve garantir que todos os *pixels* acima dele são provenientes do fundo. O *pixel* que tiver intensidade superior a TL e inferior a TH, deve ter um tratamento diferenciado para sua classificação. Por exemplo, realizando uma análise de sua vizinhança: se a maioria dos *pixels* dentro de uma dada janela, centrada no *pixel* em análise, for proveniente do fundo, ele será classificado como tal.

Outra melhoria pode ser realizada na etapa de contagem efetiva. Neste caso, podem ser realizadas outras análises de padrões, na tentativa de separar todos os ovos da imagem, com a intenção de identificar e rejeitar regiões de “falsos ovos”. Nesta identificação, por exemplo, poderiam ser verificados os tamanhos dos objetos, bem como a razão entre suas dimensões.

Além do aumento do número de amostras para melhor validação estatística do método, pretende-se criar um “*ground truth*” de cada imagem e utilizar o método “*Precision and recall*” na avaliação da classificação realizada pelo algoritmo. Com isso poderá ser executada uma análise da sensibilidade e especificidade do algoritmo por meio de uma melhor detecção de falsos-positivos e falsos-negativos.

Ainda, os resultados adquiridos pelo sistema aqui apresentado serão integrados ao sistema de informação geográfica, denominado SAUDAVEL, que mostrará de forma georeferenciada os focos do mosquito. Desta forma, o sistema informará à Secretaria de Saúde do Estado a evolução da dengue em diferentes regiões, possibilitando rapidez na tomada de decisões e nas ações da administração pública para o combate da doença.

Referências

- [1] JÚNIOR, F. G. P. *Desenvolvimento e Validação de um Instrumento para Avaliar o Programa Nacional de Controle da Dengue no Âmbito Municipal*, Dissertação Mestrado em Saúde Pública, Escola Nacional de Saúde Pública – FIOCRUZ, 2004.
- [2] REGIS, L. N., SANTOS, M. A. V. M., FURTADO, A. F., SOUZA, W., SILVEIRA, JR J. C., ACIOLI, R. V., CARVALHO, M. S., MONTEIRO A. M. *Monitoramento e controle de Aedes aegypti vetor de dengue*. Projeto SAUDAVEL. In: 9o SICONBIOL, 205, 2008.
- [3] PERICH, M.J., KARDEC, A., BRAGA, I.A., PORTAL, I.F., BURGE, R., ZEICHNER, B.C., BROGDON, W.A., WIRTZ, R.A., *Field evaluation of a lethal ovitrap against dengue vectors in Brazil*, Medical and Veterinary Ontomology, Vol. 17, , pp. 205-210, ISSN 0037-8682, 2007.
- [4] DIBO, M.R., CHIARAVALLOTI-NETO, F., BATTIGAGLIA, M., MONDINI, A., FAVARO, E.A., BARBOSA, A.A.C., GLASSER, C.M., *Identification of the best ovitrap installation sites for gravid Aedes (Stegomyia) aegypti in residences in Mirassol*, state of São Paulo, Brazil, Mem. Inst. Oswaldo Cruz, Vol. 100, No. 4, pp. 339-343, 2005.
- [5] WORLD HEALTH ORGANIZATION. Dengue and dengue haemorrhagic fever. URL: <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs117/en/>. Visitado em 12/12/2010.
- [6] CENTRO DE PESQUISAS AGGEU MAGALHÃES, (CPqAM), URL: <http://www.cpqam.fiocruz.br/>. Visitado em 12/12/2010.
- [7] DALLAZUANNA, H., BONAT, W. H., JR. P. J. R. *Dengue um ambiente para o monitoramento de ovos do mosquito Aedes aegypti*. In: 53 RBRAS - Reunião Brasileira da Sociedade Internacional de Biometria, 2008, Lavras. Anais da 53 RBRAS. Lavras: Departamento de Ciências Exatas (DEX-UFLA), 2008.
- [8] REGIS, L., MONTEIRO, A. M, SANTOS, M. A. M, SILVEIRA, J. C., FURTADO, A. F., ACIOLI, R. V., SANTOS, G. M., NAKAZAWA, M., CARVALHO, M. S., JR P. J. R., SOUZA, W. V. *Developing new approaches for detecting and preventing Aedes aegypti population outbreaks: bases for surveillance, alert and control system*. Memórias do Instituto Oswaldo Cruz, 2008.

- [9] DATASHEET, Microcontrolador PIC16F876A. URL: <http://www.datasheetcatalog.org/datasheet/microchip/33023a.pdf>. Visitado em 12/12/2010.
- [10] DATASHEET, BU4066. URL: <http://pdf1.alldatasheet.com/datasheet-pdf/view/36348/ROHM/BU4066BC.html>. Visitado em 12/12/2010.
- [11] LUNA, M. C.; FONTANA, E. *Desenvolvimento de um sistema óptico de detecção da interação entre macromoléculas biológicas*, Trabalho de iniciação científica, Grupo de Fotônica, UFPE 2005.
- [12] DATASHEET, Stepper Motor Driver, MC3479. URL: <http://www.datasheetcatalog.org/datasheet/motorola/MC3479.pdf>. Visitado em 12/12/2010.
- [13] SEDRA, A. S., SMITH, K. C. *Microeletrônica*, quarta edição, Copyright© Makron Books do Brasil Editora Ltda., 2000.
- [14] DATASHEET, LM7805. URL: <http://pdf1.alldatasheet.net/datasheet-pdf/view/82833/FAIRCHILD/LM7805.html>. Visitado em 12/12/2010.
- [15] DATASHEET, Timer NE555. URL: http://www.datasheetcatalog.org/datasheet/philips/NE_SA_SE555_C_2.pdf. Visitado em 12/12/2010.
- [16] MUNHOZ, P. R. *Procedimentos, Funções & Dlls para Delphi*, Visual books Ltda, Copyright© 2002 by Visual Books, maio de 2002.
- [17] NOVAES, H. S., CAMARA, F. *Delphi & APIs Sockets*, Copyright© 2000 by Visual Books, Copyright© 2002 by Fábio Camara e Hugo Novais, junho de 2000.
- [18] CRISTOVÃO, L. *Registry com Delphi*, Copyright© 2000 by Visual Books, Copyright© 2000 by Leandro Cristovão, maio 2000.
- [19] SHANNON, C. E. *Communication Theory of Secrecy Systems*, B.S.T.J, Vol.28, pp. 656-715, Oct. 1949. Contemporary Cryptology: The Science of Information Integrity (Ed. G. J. Simmons), IEEE Press, 1992.
- [20] MENEZES, A. J., VAN DORSCHOF, P. C., Vanstone, S. A. *Handbook of Applied Cryptography*, CRC Press, 1997.
- [21] ROTH, C. H. *Fundamental of Logic Design*, 3rd Ed., Wesr Publishing Company, 1987.

- [22] GONZALEZ, R.C., WOODS, R.E. *Digital Image Processing*, 3rd edition, Prentice-Hall, 2008.
- [23] OPPENHEIM, A.V., SCHAFER, R.W. *Discrete-Time Signal Processing*, Second Edition, London: Prentice-Hall International, 1999.
- [24] GOMES, J., VELHO, L. *Computação Gráfica: Imagem*. Sociedade Brasileira de Matemática, 1994.
- [25] PEDRINI, H.; SCHWARTZ, W. R. *Análise de Imagens Digitais: Princípios, Algoritmos e Aplicações*. São Paulo: Thomson Learning, 1º ed., 508 p, 2008.
- [26] PARKER, J. R. *Algorithms for Image Processing and Computer Vision*, New York: John Wiley and Sons. ISBN 0471140562, 1997.
- [27] SHANNON, C. *A Mathematical Theory of Communication*. Bell System Technical Journal, vol. 27, pp. 370-423, 623-656, 1948.
- [28] ABRAMSON, N. *Information Theory and Coding*. McGraw-Hill Book Company, 1963.
- [29] ROCHA JÚNIOR, V. C. *Teoria da Informação*, Notas de Aula, UFPE-Recife, 2004.
- [30] PIMENTEL, C. J. L. *Comunicação Digital*, Copyright© Brasport Livros e Multimídia Ltda, 2007.
- [31] SOONG, T.T. *Fundamentals of Probability and Statistics for Engineers*, John Wiley & Sons Ltd, 2004.
- [32] MELLO, C. A. B., DOS SANTOS, W. P., RODRIGUES, M. A. B., CANDEIAS, A. L. B., GUSMÃO, C. M. G. *Image Segmentation of Ovitrap for Automatic Counting of Aedes aegypti Eggs*, 30th Annual International IEEE EMBS Conference Vancouver, British Columbia, Canada, August 20-24, 2008.
- [33] SANTOS, W. P., MELLO, C. A. B., MESQUITA, R. G., RODRIGUES, M. A. B., CANDEIAS, A. L. B., GUSMÃO, C. M. G. *Um Algoritmo para Contagem Automática de Ovos do Mosquito Aedes aegypti em Ovitrapas para Controle da Dengue*, 21º Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, ISBN: 978-85-60064-13-7, 2008.
- [34] HUANG, L. K., WANG, M. J. *Image Thresholding by Minimizing the Measures of Fuzziness*, *Pattern Recognition*, vol. 28, n. 1, p. 41-51, 1995, ISSN 00313203, 1995.
- [35] DUDA, R. O., HART, P. E., STORK, D. G. *Pattern Classification*. New York: Wiley, 2001.

- [36] PORTELA, N. M., MELLO, C. A. B., SANTOS, W. P., CANDEIAS, A. L. B., GUSMÃO, C. M. G., MACHADO, S. C. S., RODRIGUES, M. A. B.. *A New Algorithm for Segmenting and Counting Aedes Aegypti Eggs in Ovitrap Images*, In: 31st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Minneapolis. Proceedings of EMBC 2009. p. 6714-6717, 2009.
- [37] MELLO, C. A. B., SANTOS, W. P., RODRIGUES, M. A. B., CANDEIAS, A. L. B., GUSMÃO, C. M. G., PORTELA, N. M. *Automatic Counting of Aedes aegypti Eggs in Ovitrap Images*. In: Ganesh R. Naik. (Org.). Recent Advances in Biomedical Engineering. Vukovar: In-Teh, v., p. 211-222, 2009.
- [38] MATHWORKS INC. URL: <http://www.mathworks.com/> Visitado em 28/07/2010.
- [39] COREL CORP. URL: <http://www.corel.com>. Visitado em 28/07/2010.

Anexo

ANEXO 1

Contribuições

Trabalhos completos publicados em anais de congressos

- [1] SILVA, M. G. N. M. ; RODRIGUES, M. A. B. ; ARAUJO, R. E. *Sistema de Telemetria Via WEB no Combate a Dengue*, In: XXII Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, Tiradentes, MG, 2010.
- [2] SILVA, M. G. N. M. ; da Silva J. M. M. ; RODRIGUES, M. A. B. ; ARAUJO, R. E. *Um Novo Método de Segmentação e Contagem de Ovos do Aedes aegypti em Ovitrapas*. In: XXII Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, Tiradentes, MG, 2010.
- [3] SILVA, M. G. N. M. ; da Silva J. M. M. ; RODRIGUES, M. A. B. ; ARAUJO, R. E. *Counting Eggs of Aedes aegypti in Ovitrapas based on pattern recognition*, In: II Chilean Workshop on Pattern Recognition - IEEE, Antofagasta, Chile, 2010.
- [4] SILVA, M. G. N. M. ; RODRIGUES, M. A. B. ; ARAUJO, R. E. *Sistema de Telemetria para o Controle da Dengue*. In: Congresso Brasileiro de Informática em Saúde, Porto de Galinhas, PE, 2010.

Entrevistas

- [1] SILVA, M. G. N. M. *Tecnologia da UFPE ajuda no monitoramento dos focos de dengue*, 2009. (Programa de TV(NETV)/Entrevista).
- [2] SILVA, M. G. N. M. *Tecnologia ajuda no combate à dengue em Pernambuco*, 2009. (Programa de TV (Rede Record)/Entrevista).
- [3] SILVA, M. G. N. M. *Tecnologia ajuda no combate à dengue em Pernambuco*, 2009. (Programa de TV (Bom dia Brasil)/Entrevista).
- [4] SILVA, M. G. N. M., RODRIGUES, M. A. B. . *Contagem Automática de Ovos do Mosquito da Dengue*. 2009. (Programa de TV(TVU)/Entrevista).

Textos em jornais de notícias

- [1] SILVA, M. G. N. M., RODRIGUES, M. A. B., *Um contador para a dengue*. Diário de Pernambuco, PE, 17 de janeiro de 2010.

Trabalhos Paralelos:**Trabalhos completos publicados em anais de congressos**

- [1] DA GAMA, A.E.F. ; DORNELAS DE ANDRADE, A.F. ; SILVA, M. G. N. M. ; RODRIGUES, M. A. B., *Wavelet: Uma Ferramenta para Análise de Fadiga da Musculatura Diafragmática*. In: XXII Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, Tiradentes, MG, 2010.

Resumos expandidos publicados em anais de congressos

- [1] DA GAMA, A.E.F. ; DORNELAS DE ANDRADE, A.F. ; SILVA, M. G. N. M. ; DORNELAS, C.S. ; FEITOSA, L.A.S ; RODRIGUES, M. A. B., *Respiratory Muscle Fatigue Evaluation Using Wavelet for Electromyographic Signal Process*. In: 1st Brazilian Congress in Electromyography and Kinesiology and 1st National Meeting of Myotherapy Procedures, Piracicaba, SP. Brazilian Journal of Oral Science, v. vol 9. p. 284-284, 2010.

Resumos publicados em anais de congressos

- [1] DA GAMA, A.E.F. ; DORNELAS DE ANDRADE, A.F. ; SILVA, M. G. N. M. ; DORNELAS, C.S. ; FEITOSA, L.A.S ; RODRIGUES, M. A. B., *Diaphragm fatigue during incremental muscle training*, In: XX European Respiratory Congress. In: European Respiratory Journal, Barcelona: European Respiratory Society, v. 36. p. 902-906, 2010.
- [2] DA GAMA, A.E.F. ; DORNELAS DE ANDRADE, A.F. ; CARVALHO L. A. ; NASCIMENTO JUNIOR, J F ; OLINDA F ; FERREIRA FILHO, A F A ; SILVA, M. G. N. M. ; RODRIGUES, M. A. B., *Análise da atividade mioelétrica dos músculos inspiratórios durante o treinamento muscular inspiratório*, In: Simposio Internacional de Fisioterapia Respiratoria, Porto Alegre, RS, v. 14. p. 385-385, 2010.