



Universidade Católica Dom Bosco
Curso de Bacharelado em Engenharia de Computação

**Filtros de Gabor para Análise de Larvas
Necrófagas.**

Glaucia Raquel Assis de Oliveira

Orientador: Prof. Dr. Hemerson Pistori
Coorientadora: Ariadne Gonçalves

*Relatório final apresentado à Coordenação do Curso
de Bacharelado em Engenharia de Computação da
Universidade Católica Dom Bosco como parte dos
requisitos para a obtenção do título de Bacharel em
Engenharia de Computação.*

UCDB - Campo Grande - MS - Junho/2016

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, por ter me conduzido, e aos meus familiares: minha irmã Ana, mãe Maria e, principalmente, ao meu pai Danilo Rosa de Oliveira, que sempre acreditou no meu trabalho, incentivou, investiu e me mostrou ser um grande amigo. Também agradeço aos amigos que estiveram ao meu lado desde o início, em especial Rafael Melo e Érica Toome.

Gratidão também ao Biólogo pesquisador da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária doutor Wilson Werner Koller, que diante diversas dúvidas sobre a identificação das famílias dos insetos, ele não poupou esforços em nos ajudar, além de ser gentil e grande conhecedor do tema, prontamente respondeu às perguntas e proporcionou maior segurança ao classificar as espécies.

Agradeço, ainda, ao professor doutor Hemerson Pistori que me apoiou muito tanto em relação ao projeto, quanto em meu crescimento profissional e pessoal, sempre exigindo o máximo de seus orientandos. Gratidão, ainda, a todos os colegas do grupo Inovisão.

Resumo

Uma das preocupações que assola a sociedade atual é a segurança pública. Crimes de homicídio acontecem todos os dias e em todo o país. Para assegurar o maior bem jurídico do ser humano, que é a vida, a Justiça precisa agir. No caso de um crime de homicídio, o tempo que passa da morte de um indivíduo até que este é encontrado é cientificamente denominado como Intervalo Post-mortem (IPM).

Um dos métodos para se descobrir o IPM é a Entomologia Forense, que consiste em analisar o meio envolvente, estudando a interação dos insetos com o corpo em decomposição [11]. Este projeto apresenta um software que tem como finalidade automatizar a identificação de larvas necrófagas, utilizando técnicas de visão computacional, métodos de extração de atributos, aprendizagem de máquina supervisionada e reconhecimento de padrões.

Para o desenvolvimento do software foi necessário criar um banco de imagens de larvas, obtido a partir de dois experimentos, utilizando cada um a carcaça de um suíno. O animal foi colocado para decompor durante o período de 15 dias, após a coleta das larvas foi realizada a triagem, que consiste na separação das larvas de acordo com seu gênero. Foi aprimorada uma ferramenta desenvolvida pelo grupo INOVISÃO¹, ferramenta na qual extrai atributos de imagens, e implementado no mesmo a técnica baseada em bancos de filtros de Gabor. Por fim foram gerados os resultados expostos na presente pesquisa.

¹Grupo de Pesquisa, Desenvolvimento e Inovação em Visão Computacional

Sumário

1	Introdução	9
2	Trabalhos Correlatos	13
2.1	Segmentação de imagens baseadas em bancos de Filtros de Gabor.	13
3	Fundamentação teórica	15
3.1	Entomologia Forense	15
3.2	Ordem Diptera	16
3.3	Visão Computacional	20
3.3.1	Segmentação em Imagens	21
3.4	Técnicas de Extração de Atributos	21
3.4.1	Bancos de Filtros de Gabor	22
3.5	Aprendizagem de máquina supervisionada	25
4	Análise de requisitos	28
4.1	Scrum	28
5	Materiais e Métodos	31
5.1	Construção de um banco de imagens de larvas	31
5.2	Desenvolvimento do software	34
6	Resultados, Análise e Discussão	36
6.1	Análise da taxa de acerto	36
6.1.1	Com Gabor	37
6.1.2	Sem Gabor	38

SUMÁRIO 5

6.1.3	Somente Gabor	38
6.2	Resultados da técnica implementada	39
6.2.1	Análise Geral de Resultados	41
6.3	Conclusão dos Resultados	44
7	Considerações Finais	47

Lista de Figuras

3.1	Imagem ilustrativa de uma Díptera da Família <i>Fanniidae</i> . Foto: Solange Pezzato Fonte: Instagram.	17
3.4	Imagem ilustrativa de uma Díptera. Foto: Solange Pezzato Fonte:Instagram.	17
3.2	Imagem ilustrativa de uma Díptera da Família <i>Muscidae</i> . Foto: Eduardo Vertullo Fonte: Instagram.	18
3.3	Imagem ilustrativa de uma Díptera da Família <i>Stratiomyidae</i> . Foto: Phillip Klauvin Fonte: Instagram.	19
3.5	Ilustração da Função seno.	23
3.6	Ilustração da Função cosseno.	23
3.7	Representação de uma senoide através de imagens em tons de cinza. A - Em duas dimensões; B - Em três dimensões. Fonte: PISTORI, 2015.	24
3.8	Representação de uma função Gaussiana através de imagens em tons de cinza. A - Em duas dimensões; B - Em três di- mensões. Fonte: PISTORI, 2015.	24
3.9	Representação de Gabor através de imagens em tons de cinza. A - Em duas dimensões; B - Em três dimensões. Fonte: PIS- TORI, 2015.	25
4.1	Interface do software que fará identificação das larvas necrófagas.	29
4.2	Interface do software que fará identificação das larvas necrófagas.	30
5.1	Experimento utilizando carcaça de uma porca.	32

5.2	Organização das pastas.	34
5.3	Interface do software WEKA.	35
6.1	Imagem exemplificando validação cruzada.	37
6.2	Matriz de confusão.	39
6.3	Matriz de confusão.	40
6.4	Imagem de uma <i>Atherigona</i> com cor de azul de fundo predo- minante.	42
6.5	Imagem de uma <i>Chrysomia</i> com a cor de fundo predominante.	43
6.6	Imagem de uma <i>Chrysomia megacefala</i> com cor rosa predomi- nante no fundo.	45

Lista de Tabelas

5.1	Família, Gênero e espécies da Ordem <i>Diptera</i> encontrados através do experimento.	33
6.1	Filtros de Gabor associado a outras técnicas	38
6.2	Técnicas de extração de atributo sem a inclusão de Gabor . . .	38
6.3	Utilizando somente a técnica Banco de filtros de Gabor.	38
6.4	Comparação da utilização do algoritmo SVM em três casos: com Gabor, Sem Gabor e Somente Gabor.	44

Capítulo 1

Introdução

Sendo a preocupação com a segurança pública uma característica de toda civilização, o direito penal no Brasil surgiu logo na colonização, com as Ordenações Afonsinas, que eram vigentes em Portugal. Essa legislação da época, que perdurou da colonização do país até o ano de 1514, tinha caráter religioso e era marcada por penas crueis, o processo era inquisitivo, ou seja, na coleta de provas não havia ampla defesa ou contraditório ao réu, isso significa que ele não tinha oportunidade de demonstrar sua inocência com todas as ferramentas possíveis, como testemunhas ou exames pertinentes[38].

No entanto, após a proclamação da independência, foi promulgada a primeira Constituição Federal, de 1824. Nessa época foi elaborado o Código Criminal do Império e houve uma transformação no Direito Penal. Sugiram preocupações com o caráter protetivo e humanitário para o tratamento ao acusado, e com isso novos fatores teriam de ser aplicados: individualização da pena, agravantes e atenuantes da pena que seria aplicada dependendo das circunstâncias nas quais ocorreram o crime, e até um julgamento diferente para adolescentes. Esta nova visão misturava Direito com religião e tornou-se fundamental na apuração dos fatos colher elementos para que se pudesse comprovar como ocorreu o crime realmente, quem cometeu, e as perguntas "quando" e "onde" ganharam ainda mais destaque.

Neste contexto, pouco tempo depois de promulgada a primeira Consti-

tução Federal, surge a perícia criminal no Brasil, ainda na época da monarquia, no ano de 1832. O perito como figura solicitada a analisar os fatos e indícios relativos a um determinado delito, já existia há muito tempo[43], mas foi só então que a perícia criminal propriamente dita alcança diversas áreas do conhecimento[30] e uma delas é a entomologia forense, que consiste na aplicação do estudo da biologia de insetos, ácaros e outros artrópodes na elucidação de questões judiciais[7].

Ocorre que dentre todos os bens jurídicos protegidos pelo Direito, a vida é o principal. Quanto ao crime de homicídio, a prova material em destaque é o corpo da vítima, afinal, sem ele não se comprova que realmente houve o crime. Portanto, o corpo quando encontrado, sendo prova material do crime, possui características exploradas pela medicina legal para apontar indícios sobre como ocorreram os fatos, para que assim a Justiça chegue o mais próximo possível da verdade. Além de diversas marcas, o corpo em decomposição apresenta insetos de variadas espécies dependendo das condições climáticas e localização geográfica e ainda diferentes instares de acordo com o tempo que ele está em decomposição, nesta questão é que se envolve também a entomologia forense.

O presente estudo apresenta um projeto que engloba visão computacional e entomologia forense. Já explicado do que se trata a entomologia forense, deve-se destacar que a visão computacional é o campo da computação que tem estudos direcionados aos sistemas de aprendizagem automática, esses estudos amadureceram imensamente ao longo dos últimos anos [14]. Tal progresso tem sido estimulado pelos avanços na visão computacional, possibilitando que tarefas complexas que poderiam tomar tempo (minutos, horas), sejam realizadas por sistemas que fazem identificação em frações de segundos, ou até mesmo em tempo real. [14]

Desta forma, o propósito da pesquisa é a criação de um software que auxilie na automática classificação das larvas e dos respectivos instares, por conseguinte será possível a determinação do tempo decorrido da morte de uma pessoa, chamado de intervalo post-mortem (IPM), e até a localização do crime.

Muito embora o reconhecimento manual das larvas seja demorado e con-

siderado um desafio devido ao fato das larvas serem altamente articuladas, exibirem um grau elevado de variações no tamanho, morfologia e cor, e por algumas espécies serem difíceis de distinguir visualmente[42], os peritos criminais da área da biologia fazem dessa forma a identificação dos estágios e espécies de cada uma delas.

Sendo assim, a identificação dos estágios das larvas (ínstares), que é fundamental para a determinação do intervalo post-mortem (IPM), tempo decorrido desde o óbito até a descoberta do corpo como já mencionado, será avaliada e somada a identificação das espécies, com objetivo de identificar também o local onde a morte pode ter ocorrido, já que a maioria dos insetos encontram-se em determinados locais específicos. Portanto, a intenção é que as perguntas "quando" e "onde" sejam respondidas pelo programa desenvolvido automaticamente.

Para que isso seja possível, foram realizados estudos sobre as larvas necrófagas (seus tipos, suas características e suas respectivas localizações), foram coletados os requisitos para a construção do software, e ainda, foram elaborados dois experimentos, cada um utilizando uma carcaça de um suíno em decomposição. A experiência é uma viagem entre a engenharia e a biologia, cálculo e organismo, e por fim, imagem e dados.

A carcaça dos suínos em decomposição, durante o experimento, gerou larvas que foram coletadas e, em seguida, essas larvas foram identificadas manualmente com ajuda de um microscópio. Após, foi gerado o banco de imagens contendo amostras para a realização dos testes, e foram obtidos os requisitos do programa e implementada em JAVA a interface do software.

Com todo este material, foi dado início aos testes com banco de imagens utilizando um software desenvolvido pelo grupo INOVISÃO. O programa extrai atributos das imagens (momentos invariantes, cor, textura, Histograma da Soma e da Diferença, e gradiente) e é aprimorado com a implementação de uma nova técnica de extração baseada em Bancos de Filtros de Gabor, técnica que se mostra eficiente para extração de atributos de textura e que será explicada com mais detalhes em tópicos seguintes.

A intenção através de técnicas de extração de atributos é obter as informações relevantes contidas em imagens de larvas para a identificação au-

tomática das espécies. A coleta das larvas necrófagas, em conjunto com a digitalização das espécies, torna possível a criação de um software capaz de identificar a espécie e o ínstar das larvas, o que irá auxiliar o perito em sua análise sobre o crime.

Para robustecer os resultados obtidos, foram utilizadas as técnicas de aprendizagem automática supervisionada, que visam induzir conceitos a partir de exemplos pré-determinados.

A expectativa é de que esse software permita aos peritos criminais identificar com mais rapidez e facilidade os estágios e espécies necrófagas, já que manualmente é uma tarefa demorada. Com a utilização da técnica de extração de atributos baseadas em Bancos de Filtros de Gabor, pretende-se melhorar a abordagem para resolver o problema, de modo que extraindo as informações relevantes de textura contidas em imagens de larvas e usando essas informações para a identificação, espera-se a melhora na precisão da classificação automática das espécies.

A pretensão é, portanto, minimizar o tempo que o entomologista leva para realizar esta atividade e, como resultado, espera-se um software seguro quanto ao acesso e de fácil manipulação que responda com o máximo de segurança e rapidez as perguntas "quando" e "onde".

Capítulo 2

Trabalhos Correlatos

Como mencionado, o presente trabalho utiliza técnica de identificação das imagens por meio de Banco de Filtros de Gabor. Insta destacar que por meio de pesquisa bibliográfica, foram encontrados alguns trabalhos correlatos na literatura que também aborda técnicas desenvolvidas com visão computacional para ajudar no reconhecimento de imagens utilizando o método de extração de atributos baseada em Banco de Filtros de Gabor.

2.1 Segmentação de imagens baseadas em bancos de Filtros de Gabor.

Atualmente, várias pesquisas estão sendo desenvolvidas para auxiliar na classificação automática de imagens e o uso de atributos de textura tem sido considerada uma fonte importante de informações.

Desta forma, para realização desses trabalhos importa salientar que o desenvolvimento de um sistema de reconhecimento de padrões requer: a definição do padrão das classes, um ambiente de aquisição dos dados, a representação do padrão, a extração e seleção de atributos, a análise de agrupamento, o desenvolvimento e aprendizado do classificador, a seleção das amostras de treinamento e teste, e a avaliação do desempenho do classificador [36].

Neste contexto, um exemplo que mostra a aplicação do Filtro de Gabor

na segmentação de imagens é a pesquisa desenvolvida por [1]. Essa pesquisa desenvolve um estudo sobre a segmentação de imagens digitais tendo como base atributos de textura.

Destaca-se que em estudos recentes verificou-se dificuldades em classificações automáticas quando é utilizado extratores de atributos baseados em cor, pois, quando se tem uma cor predominante a variação de frequência na região é baixa, o que faz com que não seja possível obter exatidão nos resultados. Com isso, as extrações das características de textura ajudam a aumentar a precisão desses resultados, por conseguinte, [1] sugeriu aplicação de Filtros de Gabor no processo de classificação de imagens digitais.

Outro projeto, desta vez desenvolvido por [44], apresenta uma implementação do Filtro de Gabor para auxiliar no reconhecimento biométrico pela íris, que é a região anelar do olho e é uma característica ímpar de cada indivíduo. A relevância da pesquisa é relacionada à preocupação com questões de segurança devido ao aumento da criminalidade em todo o mundo. Sendo assim, para evitar fraudes, falsificações e até mesmo garantir segredos, [44] sugere a criação de sistemas de segurança que possam realizar a identificação automática de íris utilizando extrator de filtro de Gabor.

Já o projeto desenvolvido em [31], apresenta uma solução para a identificação de defeitos no couro bovino.

O couro bovino é utilizado na confecção de diversos materiais e a sua baixa qualidade é causada por inúmeras interferências, tais como: furos causados por larvas, marcas feitas por carrapatos, cortes que aparecem no couro, entre outras. Para automatizar e facilitar o processo de classificação do couro bovino foi proposto a criação de um sistema de identificação de couro utilizando técnicas de extração de atributos baseadas nos Filtros de Gabor.

A verdade é que muito embora seja necessária dedicação à captura de inúmeras imagens para criar banco de imagens e estudo de cálculos, o filtro que coleta o atributo textura permite identificar com mais exatidão a imagem, e portanto, tem sido utilizado para diversos experimentos principalmente na área acadêmica, mais especificamente na matemática e computacional.

Capítulo 3

Fundamentação teórica

3.1 Entomologia Forense

Antes de adentrarmos na experiência computacional, é importante apresentar uma breve explanação sobre entomologia forense. Como dito, o trabalho envolve além da computação, essa ciência ligada à biologia e, ainda, à área jurídica em sua missão.

A entomologia forense evoluiu ao longo de um pouco mais de cem anos com base em observações de autores de diferentes países, o que contribuiu para a abordagem ampla atualmente empregada [27]. Esta área da ciência trata basicamente das questões de identidade e identificação do cadáver a partir do estudo dos insetos [11] e é dividida em três categorias distintas, são elas: urbana, produtos estocados e médico-legal [37].

A categoria urbana diz respeito à presença de insetos em construções, jardins, imóveis ou em outros bens estruturais pertencentes ao homem, desde que haja dano ou perda do material [11].

Já a categoria produtos estocados é aplicada quando há infestação de insetos em depósitos, armazéns ou embalagens que envolvam produtos alimentícios, até mesmo dentro do alimento ou em partes do mesmo[11].

Sobre a categoria médico-legal, destaca-se que estuda evidências em eventos como assassinato, suicídio, estupro e abuso físico [11]. Essa categoria,

como se pode notar, quase sempre é relacionada a mortes violentas, onde há presença de insetos em cadáveres ou alguma relação entre um corpo e a fauna necrófaga [37].

Em virtude da entomologia forense ter sido muito explorada como uma fonte de evidências em investigações criminais, ela é comumente associada com investigações de morte [11].

Além do intervalo post-mortem, que é o tempo decorrido desde o óbito até a descoberta do corpo, através da entomologia forense é possível também determinar a distribuição geográfica de certas espécies de larvas, a fim de analisar as circunstâncias e a veracidade sobre o local onde ocorreu o óbito de acordo com a fauna encontrada no cadáver e o estágio de desenvolvimento desta [18], por conta disso que foi dito que a intenção é responder as perguntas "quando" e "onde".

Os estudos partiram do princípio de que insetos visitavam fases específicas do processo de putrefação (processo de decomposição dos corpos orgânicos depois da morte), além disso, a maioria dos insetos exibem um certo grau de endemismo, ou seja, só existem em determinados locais, ou são ativos somente em uma dada estação ou etapa do dia [39].

Pode-se verificar, portanto, que a presença de larvas necrofágicas juntamente associada a outras evidências podem contribuir no âmbito da entomologia para desvendar o intervalo após a morte e o local onde a morte pode ter ocorrido.

3.2 Ordem Diptera

Quanto ao estudo da entomologia que será apresentado e que foi utilizado neste trabalho, é importante abordar a Ordem Diptera. Isto, pois, essa ordem é a pioneira dentre os insetos a colonizar um cadáver e desempenha um importante papel no processo de decomposição, sendo fundamental a realização de estudos direcionados a esta ordem se o objetivo é estudar corpos em estado de putrefação [12].

A ordem Diptera, que compreende moscas, mosquitos e afins e é um dos grupos de insetos mais diversos, tanto ecologicamente quanto em termos

de riqueza de espécies [33], está distribuída por todos os continentes e tem colonizado com sucesso praticamente qualquer tipo de habitat [33].



Figura 3.1: Imagem ilustrativa de uma Díptera da Família *Fanniidae*. Foto: Solange Pezzato Fonte: Instagram.

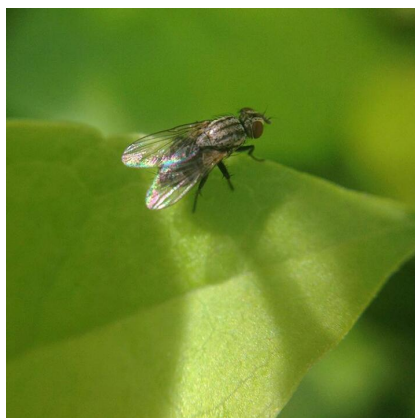


Figura 3.4: Imagem ilustrativa de uma Díptera. Foto: Solange Pezzato Fonte:Instagram.



Figura 3.2: Imagem ilustrativa de uma Díptera da Família *Muscidae*. Foto: Eduardo Vertullo Fonte: Instagram.

Dentre os dípteros, a família *Calliphoridae* é umas das mais frequentes e abundantes famílias a colonizar o cadáver, utilizando o cadáver como fonte de nutriente para si e sua prole [12]. Tratam-se de moscas de coloração escura com reflexos metálicos azulados, esverdeados, violáceos ou cúpricos, principalmente no abdome [12]. Essas moscas são conhecidas popularmente no Brasil por moscas varejeiras, sendo que as da subfamília Mesembrenellinae são as únicas que não possuem essas mesmas características [8].

Vale destacar que as espécies do gênero *Chrysomya* (Diptera: *Calliphoridae*) foram introduzidas acidentalmente no Brasil, mais especificamente no Sudeste, na década de 70 [19]. Houve um estudo no qual os dípteros foram capturados semanalmente, e que relevou a abundância relativa e a sazonalidade das três espécies de *Chrysomya* (*C. albiceps*, *C. Putoria* e *C. Megacephala*) que ocorrem no Pantanal. O estudo apontou que as três espécies apresentaram flutuação sazonal semelhante, com dois picos populacionais anuais ocorridos entre junho e agosto e entre outubro e dezembro e que *C.*



Figura 3.3: Imagem ilustrativa de uma Díptera da Família *Stratiomyidae*. Foto: Phillip Klauvin Fonte: Instagram.

Albiceps é a mais abundante das espécies de *Chrysomya* que ocorrem no Pantanal Sul-Mato-Grossense e, ainda, que *C. Albiceps*, *C. Megacephala* e *C. Putoria* apresentam sazonalidade semelhante, com comportamento bimodal e picos populacionais no inverno e primavera [10].

Muito embora o universo da entomologia envolva muito mais, o presente trabalho, por sua vez, envolve exclusivamente larvas necrófagas, apresentando dois experimentos utilizando carcaça de um suíno em decomposição.

Atualmente, temos identificadas três famílias de larvas necrófagas da ordem Diptera, são elas: *Calliphoridae*, *Muscidae* e *Sarcophagidae*. Temos, ainda, dois gêneros, *Chrysomya* e *Atherigona*, o primeiro contendo duas espécies, *Albiceps* e *Megacéfala* e o segundo uma espécie, *Orientalis*. Ainda não foi possível a identificação do gênero e espécie das larvas pertencentes a família *Sarcophagidae*. Através do experimento em questão foi possível constatar a abundância do gênero *Chrysomya* em relação aos demais gêneros. A coleta e digitalização das espécies em conjunto com técnicas de visão com-

putacional tornará possível a criação de um software que fará identificação automática dessas larvas, conforme veremos adiante.

3.3 Visão Computacional

A outra linha de pesquisa do trabalho é computacional. Trata-se de visão computacional mais especificamente, que é a tecnologia das máquinas “que enxergam”, a qual desenvolve teoria e tecnologia para a construção de sistemas que obtêm informações de quaisquer dados multidimensionais [3]. Também podemos dizer que visão computacional é o conjunto de métodos e técnicas voltados à extração automática de informações úteis contidas em imagens [28].

Para o ser humano é uma tarefa simples identificar objetos a partir de imagens, mas, adequar essa realidade para o mundo computacional é uma tarefa que requer empenho. Nesse sentido, a visão computacional empenha-se em reproduzir em programas, a habilidade do ser humano em identificar ou resolver problemas através da visão [3].

O problema central é extrair a partir de imagens um conjunto de informações ou de equações matemáticas que possam ser utilizadas diretamente ou quase diretamente em uma tomada de decisão, para que seja possível reproduzir a capacidade do ser humano usando técnicas computacionais e algoritmos para melhor representar uma imagem [26].

As principais etapas de um sistema de visão computacional são: aquisição de imagens, pré-processamento, extração de atributos, detecção e segmentação, e processamento de alto nível. Primeiramente é necessário a aquisição de imagens ou um conjunto de imagens a partir de sensores de câmeras. Pré-processamento é a manipulação de uma imagem com a finalidade de melhorar o aspecto visual da mesma, ou seja, é o processo onde se aplica técnicas para facilitar a identificação de objetos, como por exemplo correções de distorções geométricas e remoção de ruídos. Já o objetivo da extração de atributos é extrair características que compõem uma imagem, como textura, cor, forma. E por fim, no processamento de alto nível ocorre a classificação das imagens obtidas [34].

3.3.1 Segmentação em Imagens

O ser humano é capaz de identificar regiões distintas que possuem as mesmas características ou objetos presentes em uma imagem facilmente, mas, para o computador realizar essa tarefa devem ser implementados algoritmos para analisar as características de cada pixel [16] [40], e para isso é necessário a segmentação de imagens, já que é ela a operação que permite a extração de subconjuntos de pixels com propriedades semelhantes a partir de uma imagem [25].

Antes de ser feita a segmentação da imagem, geralmente é feito um pré-processamento, ou seja, trabalhar o ruído, contraste, brilho, nitidez entre outros, a fim de aumentar a qualidade das imagens e para, posteriormente, ser possível realizar a segmentação que visa separar os pontos de interesse e pode também utilizar extração de características, tendo como objetivo reduzir ao máximo as informações desnecessárias da imagem para as próximas etapas [17].

Desse modo, a segmentação de imagens é considerada um trabalho fundamental no campo da visão computacional, pois, se a imagem for segmentada incorretamente as partes de reconhecimento das imagens estarão comprometidas [17].

Portanto, o objetivo dessa etapa é facilitar a análise de uma imagem simplificando ou mudando a representação da mesma, de forma que divida essa imagem em múltiplas regiões (conjunto de pixels) ou objetos.

3.4 Técnicas de Extração de Atributos

Na etapa de extração de atributos é feita a análise e extração das características (atributos) mais importantes da imagem, evidenciando as diferenças e similaridades entre os objetos que serão classificados [29].

Através dos testes preliminares utilizando um software desenvolvido pelo grupo INOVISAO, software no qual extraí atributos de uma imagem, foram extraídos alguns atributos, sendo eles: momentos invariantes, cor, textura, Histograma da Soma e da Diferença, e gradiente.

A extração utilizando a técnica momentos invariantes (momentos Hu) se caracteriza por obter valores numéricos calculados a partir da imagem previamente segmentada e que descrevem a distribuição espacial dos pontos contidos na imagem ou em uma região. Para extração das cores foram calculados os valores mínimo, máximo, médio e desvio padrão para cada um dos canais nos espaços de cores RGB, HSV e CIELab. Já para extrair a textura foi utilizado algoritmo baseado em matrizes de co-ocorrência e também algoritmo LBP (medida de textura local). As texturas contêm informações importantes sobre o arranjo estrutural das superfícies e seus relacionamentos com o ambiente ao redor [20].

Além disso, utiliza-se o algoritmo HOG (Histogramas de orientação dos gradientes), ele é um descritor de atributos que calcula o histograma da imagem a partir da orientação dos gradientes. O descritor final é uma matriz unidimensional de histogramas extraídos a partir da imagem. O algoritmo é baseado na forma e aparência do objeto local, que em uma imagem pode ser representado por gradientes de intensidade ou de direções de borda [13].

3.4.1 Bancos de Filtros de Gabor

O Banco de filtros de Gabor foi desenvolvido por Dennis Gabor em 1946 [15]. Ele fornece informações sobre as texturas das imagens. Suas características, principalmente as representações de frequência e orientação, são similares ao do sistema visual humano, [22] ele permite a manipulação de diversos parâmetros como: frequência, orientação, excentricidade e simetria, e através dessas várias combinações são formados os bancos de filtros de Gabor [21].

Para entender como são formados os Bancos de Filtros de Gabor precisa-se rever alguns conceitos como Função Gaussiana e Função Harmônica.

Uma Função Harmônica pode ser seno, cosseno, ou ambas na forma de uma exponencial complexa. O gráfico da função seno diferencia-se do da Função cosseno por ter uma defasagem de 90 graus um em relação ao outro como exposto na Figura 3.5 e Figura 3.6.

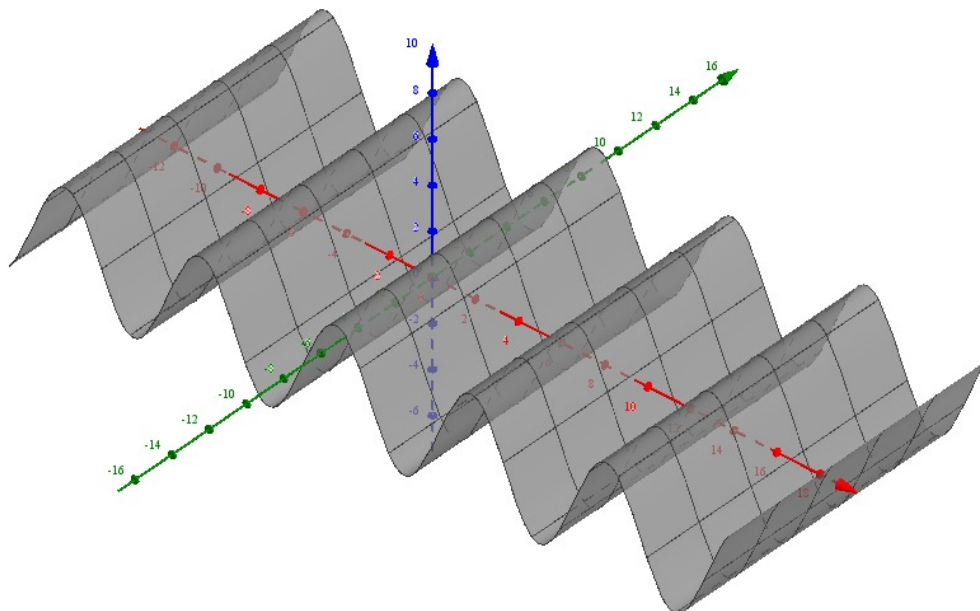


Figura 3.5: Ilustração da Função seno.

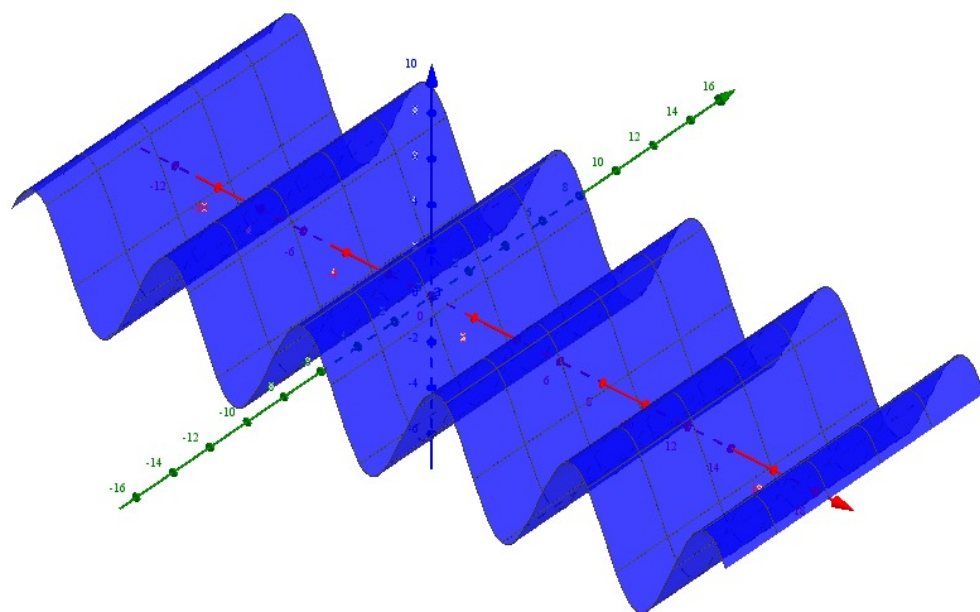


Figura 3.6: Ilustração da Função cosseno.

Uma senoide consiste em uma forma de onda cujo gráfico é idêntico ao da função seno que é caracterizado por suas repetições, aplicando em imagens, são elementos visuais que se repetem em uma determinada frequência, sendo assim, a Figura 3.7.B representa uma senoide em três dimensões, mostra que os valores vão aumentando até chegar no ponto máximo e diminuindo até chegar no ponto mínimo exponencialmente [35].

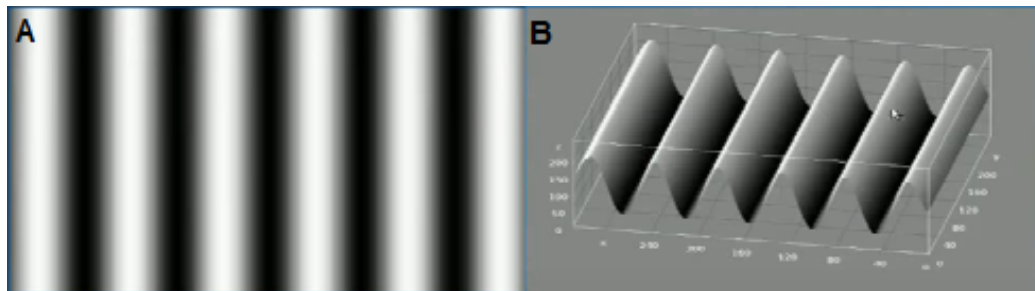


Figura 3.7: Representação de uma senoide através de imagens em tons de cinza. A - Em duas dimensões; B - Em três dimensões. Fonte: PISTORI, 2015.

Já as funções gaussianas são modelos que descrevem o comportamento de vários fenômenos aleatórios. É importante saber reconhecer a representação de uma função Gaussiana através de imagens em tons de cinza como na figura 3.8, nela existe um ponto central onde encontra-se o valor mais alto da função e conforme se afasta do ponto o valor da função diminui exponencialmente. Também pode-se observar que quanto mais branco mais alto é o valor da função, logo quanto mais perto do preto, mais baixo é o valor [35].

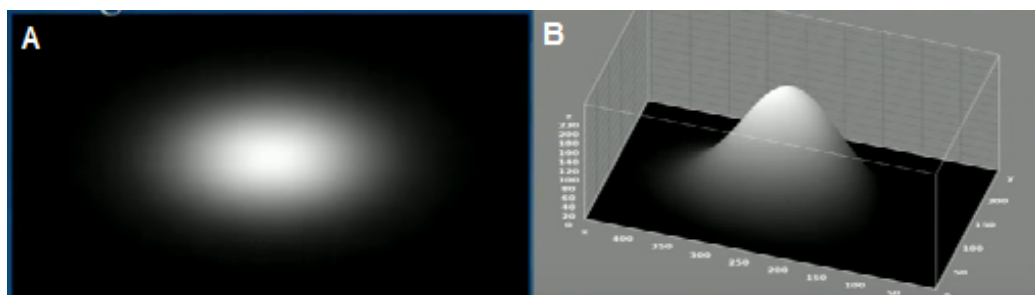


Figura 3.8: Representação de uma função Gaussiana através de imagens em tons de cinza. A - Em duas dimensões; B - Em três dimensões. Fonte: PISTORI, 2015.

As funções utilizadas no gabor são funções harmônicas e bidimensionais modeladas por uma função Gaussiana também bidimensional [31]. Essas funções têm como objetivo extrair atributos para caracterizar diferentes tipos de texturas presentes na imagem, que são descritas pela frequência e orientação já definidas pelas funções harmônicas [4]. O filtro de Gabor permite a manipulação de diversos parâmetros como: frequência, orientação, excentricidade e simetria e é através dessas várias combinações que ele é formado [21].

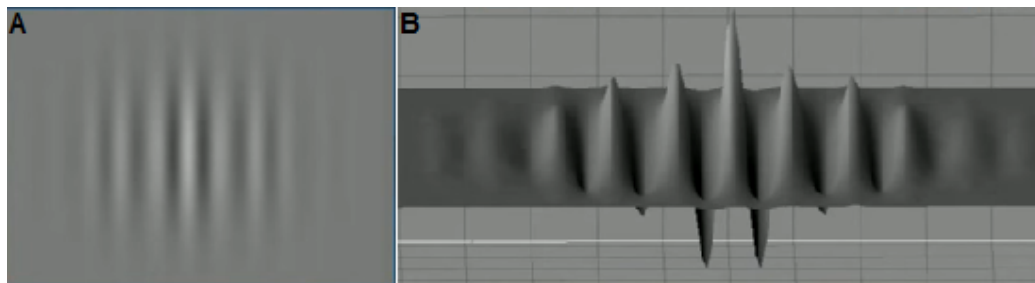


Figura 3.9: Representação de Gabor através de imagens em tons de cinza. A - Em duas dimensões; B - Em três dimensões. Fonte: PISTORI, 2015.

A partir desses conceitos pode-se dizer que Bancos de Filtros de Gabor é a multiplicação de uma função Gaussiana por uma função Harmônica, atuam de forma adaptativa já que seus parâmetros podem ser ajustados e que pode ser aplicado a imagens de modo a destacar características em uma determinada orientação, que é previamente definida por seus parâmetros [35].

3.5 Aprendizagem de máquina supervisionada

Para alguns autores, a inteligência artificial (IA) engloba muitas áreas, incluindo visão computacional e aprendizagem de máquina supervisionada. A IA tem como um de seus objetivos o desenvolvimento de sistemas computacionais que representem o modelo de funcionamento e que manifestem o comportamento intelectual do ser humano na realização de uma determinada atividade [6].

Já a aprendizagem de Máquina Supervisionada é a área cujo objetivo é o desenvolvimento de técnicas computacionais sobre processo de aprendizado [9], ou seja, são induzidos conceitos a partir de exemplos que estão pré-classificados (exemplos que estão rotulados com uma classe conhecida). Também pode-se dizer que é uma parte da IA responsável pelo desenvolvimento de teorias computacionais focadas na criação do conhecimento artificial e é qualquer mudança num sistema que melhore o seu desempenho na segunda vez que ele repetir a mesma tarefa, ou outra tarefa da mesma população[41].

A aprendizagem supervisionada é utilizada quando, em um banco de dados, se tem tanto as perguntas como as respostas [5]. Softwares desenvolvidos com esta tecnologia possuem a característica de tomarem decisões com base no conhecimento prévio acumulado através da interação com o ambiente.

O objetivo da aprendizagem de máquina supervisionada neste projeto é construir um classificador que possa determinar a qual gênero pertence novas imagens de larvas necrófagas a partir de exemplos treinados (que serão fornecidos através do uso do banco de imagens) e para isso ser possível serão utilizados algoritmos de aprendizagem.

Existem vários tipos de algoritmos de aprendizagem e três foram utilizados para produzir um classificador, são eles: Adaboost, Random Forest e SMO.

Para o Adaboost, os classificadores são treinados sequencialmente, sendo que cada classificador subsequente é treinado em exemplos que foram mais difíceis de classificar pelos classificadores anteriores [32]. Um Random Forest (RF) é um algoritmo de aprendizagem formado por uma coleção de árvores de classificação, cada qual construída a partir de uma reamostra aleatória do conjunto de treinamento original. A classificação de um vetor de características x é feita por votação, submetendo-se o vetor às árvores e atribuindo-se a x a classe mais votada [23].

Por fim, foi utilizado Máquinas de Vetores de Suporte (SVM) é substancialmente uma máquina linear, na qual a ideia principal consiste construir um ponto como superfície de decisão, de modo que a separação entre exemplos positivos e negativos seja máxima, neste método os padrões são claramente

separados e se obtém um novo espaço de características a partir de um espaço de entrada de padrões [2].

Capítulo 4

Análise de requisitos

4.1 Scrum

O Scrum é uma das metodologias ágeis mais populares para o planejamento e o gerenciamento de projetos [24]. Essa metodologia é especialmente utilizada para manutenção e desenvolvimento do software, sua estrutura é interativa e incremental [24] e é essa a metodologia escolhida para este projeto.

No SCRUM, o primeiro passo é definir os requisitos do software. Um projeto se inicia com uma visão simples do produto que será desenvolvido, a visão pode ser vaga a princípio e ir tornando-se clara aos poucos [24]. O desenvolvimento ocorre de acordo com as prioridades do cliente.

Os requisitos do software que serão implementados neste projeto já foram coletados. O software será de fácil manuseio a fim de que a utilização não seja restrita a peritos criminais, de maneira que após a coleta das larvas e obtenção das imagens qualquer pessoa possa utilizar o software.

Ele é composto por três botões, sendo eles: procurar, corrigir e salvar. O botão procurar tem a funcionalidade de buscar a imagem da larva necrófaga a qual espera-se que seja identificada, já a funcionalidade do botão corrigir fará a correção automática. Essa correção consiste em melhorar o aspecto da imagem para tornar possível verificar com mais clareza as estruturas internas e externas da larva.

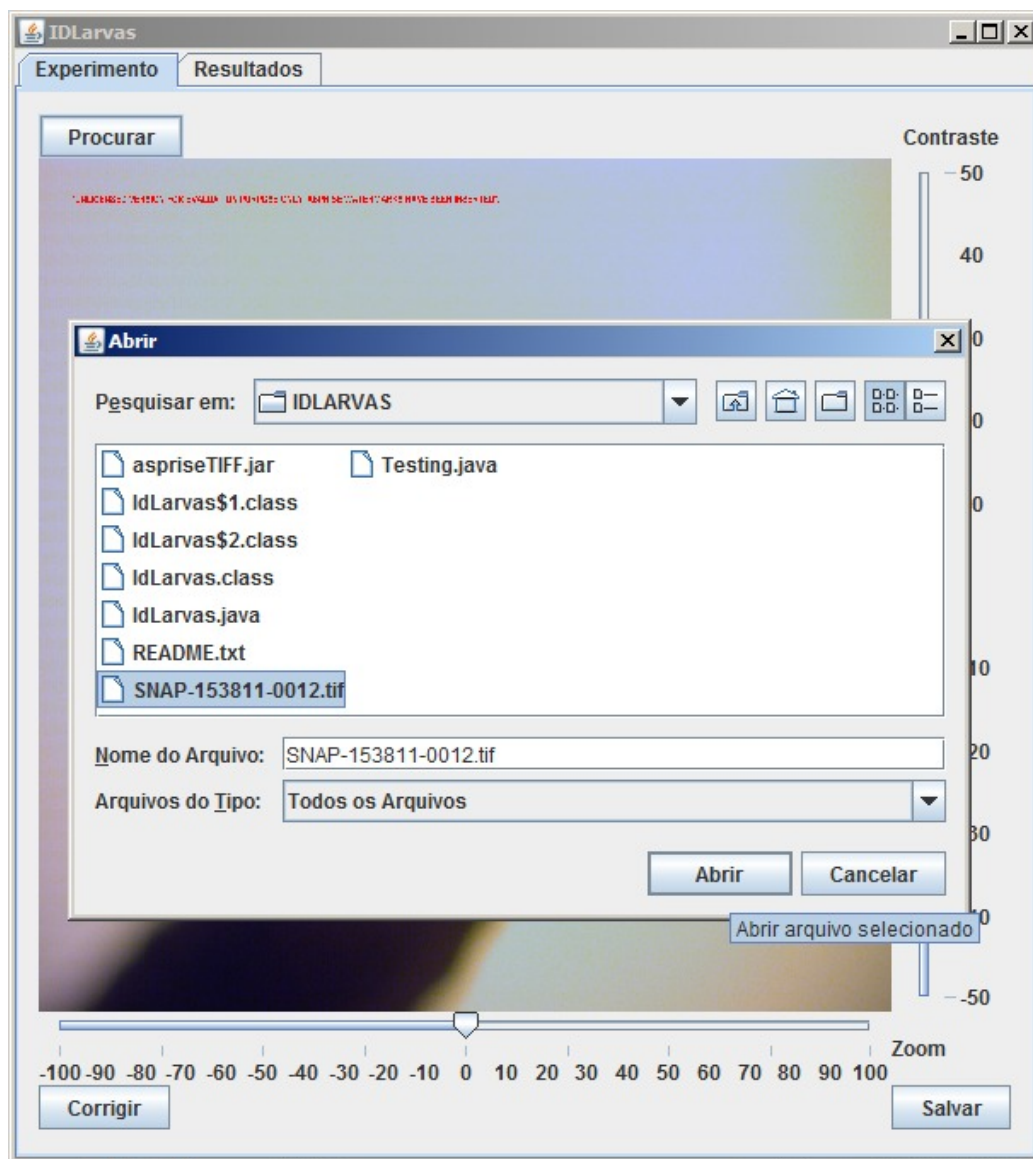


Figura 4.1: Interface do software que fará identificação das larvas necrófagas.

Também foram inseridas duas barras uma para usuário dar zoom in e zoom out, caso ele queira analisar a imagem ampliada e a outra barra para que o usuário possa alterar o contraste da imagem caso haja necessidade.

Por fim, o botão salvar que dá início a identificação automática e, após a larva ser devidamente classificada, o usuário verá na tela e terá a opção de salvar resultados, na aba resultados, isso caso queira consultar o resultado

posteriormente.



Figura 4.2: Interface do software que fará identificação das larvas necrófagas.

Capítulo 5

Materiais e Métodos

5.1 Construção de um banco de imagens de larvas

Em relação aos métodos utilizados neste trabalho, destaca-se, primeiramente, que foi necessário construir um banco de imagens. Isto para ajustar os parâmetros do módulo que será desenvolvido e também para testar seu desempenho.

As larvas que compuseram o banco de imagens foram obtidas por meio de dois experimentos, cada um utilizando a carcaça de uma porca de 10 quilos. Os suínos foram adquiridos mortos, de estabelecimento comercial de Campo Grande-MS, e foram colocados para entrar em processo de decomposição no solo durante o período de 15 dias. (Figura 5.1). Tudo foi realizado com a autorização da Comissão de Ética para o Uso de Animais (CEUA) da Universidade Católica Dom Bosco.

A coleta das larvas foram realizadas diariamente e armazenadas em um tudo tipo Falcon, contendo álcool 70%. O material era encaminhado a um laboratório, onde as larvas foram congeladas em um freezer a -88C.

Com as larvas coletadas e congeladas, foi realizada a triagem, que consiste na separação das larvas de acordo com sua espécie. Em seguida, as imagens foram obtidas utilizando o microscópio óptico ZEISS Axio Scope A1 com lentes de aumento de 5 vezes o tamanho real, esse microscópio pos-



Figura 5.1: Experimento utilizando carcaça de uma porca.

sui uma câmera acoplada que permite a gravação das imagens diretamente no computador.

Por meio dos dois experimentos foram identificados inicialmente dois gêneros, sendo eles: *Chrysomya* e *Lucillia*, ambos da família *Caliphoridae*. Neste momento inicial constatamos a abundância do gênero *Chrysomya* na região de Mato Grosso do Sul em relação aos demais gêneros.

Em um segundo momento, foram identificadas mais duas famílias, são elas: *Muscidae* e *Sarcophagidae*, e ainda identificadas mais larvas do gênero *Chrysomya* e também encontrado um novo gênero chamado *Atherigona*, o primeiro contendo duas espécies, que são: *Albíceps* e *Megacéfala* e o segundo uma espécie, *Orientallis*. No caso da Família *Sarcofagidae*, ainda não foi identificado o gênero e espécie que as larvas pertencem, em vista disso o nome dessa classe contém apenas a família e o instar da larva (Tabela 5.1).

Como se vê, o processo que envolve a coleta dos insetos, o congelamento, a captura de imagens e a análise das características para identificar cada espécie é complexo. Fato é que quanto maior a quantidade de imagens para compor o banco de imagens, mais exatidão poderá oferecer o resultado da experiência, pois o programa terá classes suficientes para comparar e definir

as respostas esperadas.

Ordem	Família	Gênero	Espécie
<i>Diptera</i>	<i>Calliphoridae</i>	<i>Lucillia</i>	
<i>Diptera</i>	<i>Calliphoridae</i>	<i>Chrysomya</i>	<i>Albiceps</i>
<i>Diptera</i>	<i>Calliphoridae</i>	<i>Chrysomya</i>	<i>Megacephala</i>
<i>Diptera</i>	<i>Muscidae</i>	<i>Atherigona</i>	<i>Orientalis</i>
<i>Diptera</i>	<i>Sarcophagidae</i>		

Tabela 5.1: Família, Gênero e espécies da Ordem *Diptera* encontrados através do experimento.

Portanto, após a identificação das larvas foi criado o Banco de Imagens, contendo todas as larvas identificadas, exceto a *Lucillia*, em virtude da mesma não dispor de uma quantidade satisfatória, por conta do local de decomposição, que apresenta poucas unidades desta espécie, aliada à complexidade do processo manual de identificação.

As imagens do banco foram organizadas de acordo com o que é planejado neste projeto, cada pasta representa uma classe do problema, sendo assim, o banco foi organizado contendo 12 pastas (classes) nomeadas contendo nome do gênero, espécie e ínstar.

Para este experimento, foram capturadas imagens de diferentes ângulos das espécies *Atherigona orientalis* Instar 1 (16 imagens), *Atherigona orientalis* Instar 2 (96 imagens), *Atherigona orientalis* Instar 3 (77 imagens), *Chrysomya albiceps* Instar 1 (9 imagens), *Chrysomya Albiceps* Instar 2 (105 imagens), *Chrysomya albiceps* Instar 3 (70 imagens), *Chrysomya megacephala* Instar 1 (9 imagens), *Chrysomya megacephala* Instar 2 (66 imagens), *Chrysomya megacephala* Instar 3 (45 imagens), família *Sarcophagidae* Instar 1 (7 imagens), *Sarcophagidae* Instar 2 (67 imagens), *Sarcophagidae* Instar 3 (56 imagens). O banco conta com um total de 623 imagens de larvas necrófagas e 12 classes para o problema.

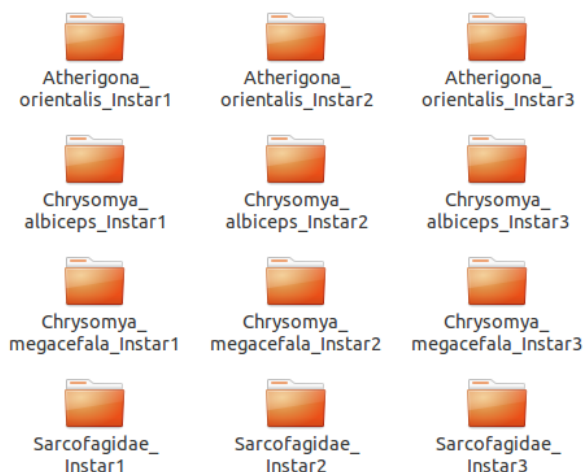


Figura 5.2: Organização das pastas.

5.2 Desenvolvimento do software

A metodologia de desenvolvimento de software do INOVISAO tem como base o SCRUM, as linguagens utilizadas foram JAVA e PYTHON, seguindo as regras definidas pelo grupo de pesquisa e desenvolvimento INOVISAO (disponíveis no site). A interface do software foi feita em JAVA, e foi utilizada a linguagem PYTHON para trabalhar com o software desenvolvido pelo grupo INOVISÃO, que é capaz de extrair atributos de imagens, como cor, textura, forma e gradiente, nele foi implementado a técnica de extração baseadas em filtros de Gabor. Com a implementação desta técnica, a intenção é melhorar a classificação das imagens, pois, é possível por meio dela tirar mais informações especificamente da textura das imagens, que é a característica mais relevante se tratando de imagens de larvas.

O software Waikato Environment for Knowledge Analysis (WEKA) foi utilizado para testes preliminares com as imagens das larvas. Ele é uma ferramenta em Java para trabalhar com algoritmos de aprendizagem automática e que tem uma interface que possibilita a realização de experimentos (Figura 5.3).

Esse software necessita de um arquivo Arff como entrada. O arquivo Arff é formado pelos atributos que se almeja extrair (como cor, forma, textura,

gradiente), os nomes das classes e um conjunto de instâncias, que também pode ser chamado de conjunto de exemplos ou conjunto de amostras do problema que se pretende resolver.



Figura 5.3: Interface do software WEKA.

Para gerar esse arquivo Arff foi utilizado o software desenvolvido pelo INOVISAO que inicialmente extraía os seguintes atributos: momentos HU, cor, matriz de co-ocorrência, HOG e LBP.

Na utilização do software que extrai atributos, as pastas devem ser inseridas em um local específico e organizadas de acordo com as classes do seu problema, sendo que cada pasta corresponde a uma classe. Consequentemente, neste projeto organizamos o banco de imagens que contém 12 pastas (classes) nomeadas com ístar e espécie conforme visto na Figura 5.2.

Após organizadas as pastas, foi realizado três testes cada um utilizando três algoritmos de aprendizagem, gerando assim, três Arffs para cada tipo de teste, primeiro utilizando todas as técnicas de extração de atributos, segundo utilizando todas as técnicas e ainda acrescentando a de Banco de filtros de Gabor e o terceiro utilizando somente a técnica baseada em Gabor. Isso foi feito com o objetivo de estudar o efeito da inserção do novo extrator e verificar se há melhora no desempenho dos classificadores.

Capítulo 6

Resultados, Análise e Discussão

Por meio dos testes utilizando aprendizagem supervisionada, foi feita a análise de resultados. Neste capítulo serão apresentados os resultados das técnicas implementadas para a identificação automática de larvas necrófagas.

Os resultados da implementação do extrator de atributos baseado em Banco de Filtros de Gabor serão expostos, sendo realizados ainda testes estatísticos para exibir o desempenho desta técnica.

6.1 Análise da taxa de acerto

Os resultados do desempenho dos algoritmos de aprendizagem supervisionada foram construídos alicerçados com os atributos extraídos de Banco de Filtros de Gabor.

A técnica Banco de Filtros de Gabor foi associada com as demais técnicas que já haviam sido implementadas em um software desenvolvido pelo grupo INOVISÃO, para que fosse possível realizar a comparação e verificar se a nova técnica inserida contribuiria para uma melhor classificação realmente.

Para realização dos testes de acerto dos classificadores foi utilizada a validação cruzada, onde há a distinção entre conjunto de treinamento e conjunto de testes, de modo que não haja amostras repetidas.

Na validação cruzada, 10% do conjunto de treinamento é utilizado exclusivamente para teste e os outros 90% para treinar. Isso é repetido 10 vezes,

como exemplifica a figura a seguir.

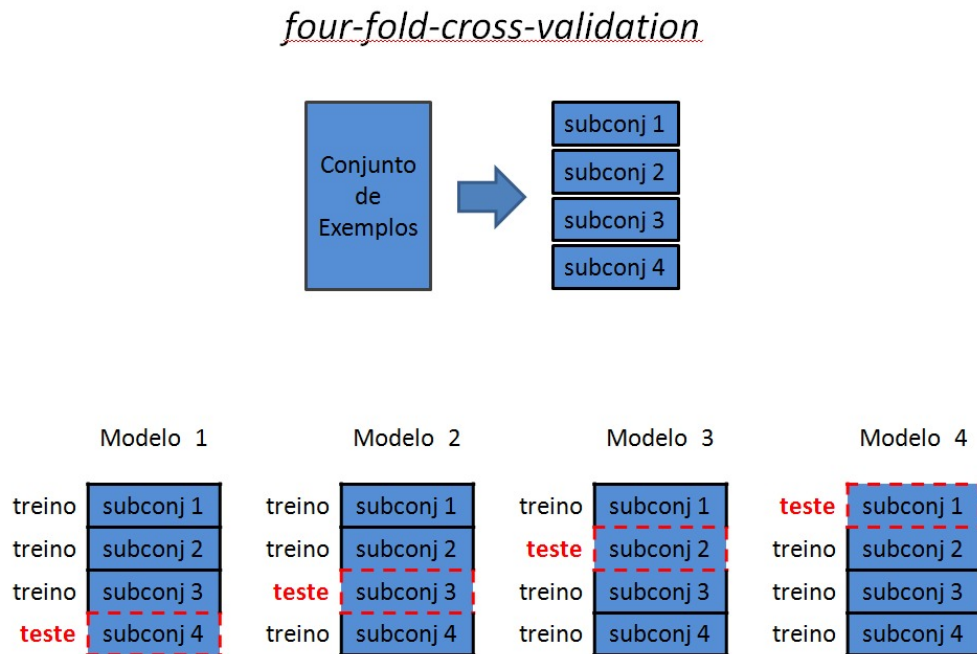


Figura 6.1: Imagem exemplificando validação cruzada.

Utilizando os três algoritmos de aprendizagem já mencionados (SVM, Adaboost, Random Forest) além da comparação das técnicas de extração foi realizada a comparação entre os algoritmos de aprendizagem automática, que a seguir serão expostos.

6.1.1 Com Gabor

Nesta parte da análise dos resultados além de utilizar as técnicas que já haviam sido implementadas foi acrescentada a nova técnica de Bancos de Filtros de Gabor e os resultados estão expostos na tabela a seguir.

Algoritmo	Instâncias classificadas corretamente	Instâncias classificadas incorretamente
SVM	59.8716%	40.1284%
Adaboost	25.2006%	74.7994%
Random Forest	65.6501%	34.3499 %

Tabela 6.1: Filtros de Gabor associado a outras técnicas

6.1.2 Sem Gabor

Novamente utilizando os três algoritmos de aprendizagem (SVM, Adaboost e Random Forest) pode-se verificar os resultados das análises, isto quando não se tinha incluído a extração baseada em textura.

Algoritmo	Instâncias classificadas corretamente	Instâncias classificadas incorretamente
SVM	59.7111%	40.2889%
Adaboost	25.2006%	74.7994%
Random Forest	66.7737%	33.2263 %

Tabela 6.2: Técnicas de extração de atributo sem a inclusão de Gabor

6.1.3 Somente Gabor

As técnicas de extração de atributo somente Gabor não envolve os outros extratores que anteriormente foram submetidos a teste, ou seja, estão expostos os resultados da taxa de acerto utilizando somente a nova técnica.

Algoritmo	Instâncias classificadas corretamente	Instâncias classificadas incorretamente
SVM	33.8684%	66.1316%
Adaboost	23.5955%	76.4045%
Random Forest	39.0048%	60.9952 %

Tabela 6.3: Utilizando somente a técnica Banco de filtros de Gabor.

6.2 Resultados da técnica implementada

Para verificar a eficiência do extrator baseado em Bancos de Filtros de Gabor, foi analisada a matriz de confusão, trata-se de uma matriz que fornece informações sobre o percentual de classificação correta(PCC) de um determinado problema Figura 6.2.

```
=== Confusion Matrix ===
```

a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	<-- classified as
3	0	1	0	0	0	0	1	0	0	4	0	a = Chrysomya_megacefala_Instar1
1	52	2	0	0	0	4	7	0	0	0	1	b = Sarcophagidae_Instar2
0	1	46	0	0	5	2	1	16	0	0	6	c = Atherigona_orientalis_Instar3
0	0	0	3	0	0	1	1	0	0	4	0	d = Chrysomya_albiceps_Instar1
0	1	0	1	0	0	0	3	0	0	2	0	e = Sarcophagidae_Instar1
0	0	7	0	0	22	1	1	13	1	0	0	f = Chrysomya_megacefala_Instar3
0	9	1	0	0	0	33	5	0	9	0	13	g = Chrysomya_albiceps_Instar3
0	6	8	0	0	2	3	68	2	2	0	5	h = Atherigona_orientalis_Instar2
0	0	12	0	0	8	1	0	41	4	0	0	i = Chrysomya_megacefala_Instar2
0	4	0	0	0	0	2	6	0	92	1	0	j = Chrysomya_albiceps_Instar2
3	1	0	2	3	0	1	4	0	0	2	0	k = Atherigona_orientalis_Instar1
0	3	0	0	0	0	2	4	0	0	0	47	l = Sarcophagidae_Instar3

Figura 6.2: Matriz de confusão.

Para se entender o exposto, explica-se que cada linha da matriz compõe-se do nome da classe do problema, e a diagonal principal dessa matriz nos informa quantas imagens de cada classe foram classificadas corretamente. E, ainda, através da soma da diagonal pode-se identificar quantas imagens no total foram classificadas corretamente e, por fim, somando todos os valores exibidos na matriz, temos o total de imagens.

```

=== Confusion Matrix ===
  a  b  c  d  e  f  g  h  i  j  k  l  <-- classified as
3  0  1  0  0  0  0  1  0  0  4  0 | a = Chrysomya_megacefala_Instar1
1 52  2  0  0  0  4  7  0  0  0  1 | b = Sarcophagidae_Instar2
0  1 46  0  0  5  2  1 16  0  0  6 | c = Atherigona_orientalis_Instar3
0  0  0  3  0  0  1  1  0  0  4  0 | d = Chrysomya_albiceps_Instar1
0  1  0  1  0  0  0  3  0  0  2  0 | e = Sarcophagidae_Instar1
0  0  7  0  0 22  1  1 13  1  0  0 | f = Chrysomya_megacefala_Instar3
0  9  1  0  0  0 33  5  0  9  0 13 | g = Chrysomya_albiceps_Instar3
0  6  8  0  0  2  3 68  2  2  0  5 | h = Atherigona_orientalis_Instar2
0  0 12  0  0  8  1  0 41  4  0  0 | i = Chrysomya_megacefala_Instar2
0  4  0  0  0  0  2  6  0 92  1  0 | j = Chrysomya_albiceps_Instar2
3  1  0  2  3  0  1  4  0  0  2  0 | k = Atherigona_orientalis_Instar1
0  3  0  0  0  0  2  4  0  0  0 47 | l = Sarcophagidae_Instar3

```

Figura 6.3: Matriz de confusão.

Dessa forma, com o exemplo acima analisando a matriz de confusão, pode ser observado que 409 imagens foram classificadas corretamente de um conjunto de imagens contendo 623 imagens, que a classe que foi melhor identificada foi *Chrysomya albiceps* Instar 2, que foram identificadas 92 imagens corretamente e, além disso, observando essa mesma linha "j", pode ser verificado que ela errou na classificação de 13 imagens, sendo que duas foram classificadas erroneamente quanto ao Instar (mostrou ser do Instar 1 quando na verdade era instar 2). Outras quatro foram classificadas erroneamente como *Sarcophagidae* Instar 1, seis foram classificadas erroneamente como sendo *Atherigona orientalis* Instar 2 e uma foi classificada erroneamente como *Atherigona orientalis* Instar 1.

Além disso, pode ser observado que a única classe que não foi identificada corretamente por nenhuma vez foi a da família *Sarcophagidae* Instar 1, essa família é a única que ainda não sabemos o gênero e a espécie e além disso estão disponíveis apenas 7 imagens dessa larva o que torna esse resultado aceitável. Para a análise dessa espécie basta verificar a linha "e" que nos mostra que houve um erro quanto ao Instar (classificou como sendo do Instar 2 quando na verdade é do 1). Além disso, uma imagem foi classificada erroneamente como sendo *Chrysomya albiceps*, três imagens foram classificadas erroneamente como sendo *Atherigona orientalis* Instar 2, e por fim, duas foram classificadas erroneamente como sendo *Atherigona orientalis* Instar 1, dando um total de

7 imagens classificadas incorretamente.

6.2.1 Análise Geral de Resultados

Dos resultados obtidos, depreende-se que utilizando técnicas de extração de atributos sem a inclusão de Gabor, foi revelado que a espécie que obteve mais acerto na sua classificação foi *Chrysomya albiceps* instar 2, sendo que com SVM foram classificadas 78 imagens corretamente, com Adaboost 87 imagens e Random Forest 94 imagens classificadas corretamente. Percebe-se que os resultados aparentemente são melhores do que a experiência realizada com filtros de Gabor, por conta disso é necessária uma breve ponderação.

Como já explicado, o filtro de Gabor extrai as características da textura das imagens, o que é importante na identificação de larvas. Desta forma, os resultados foram obtidos por meio de um filtro que analisou a textura da larva em si, considerando que independente da cor de fundo das imagens, o que foi filtrado pela técnica de Gabor foram as texturas, é natural que o resultado tenha sido numericamente inferior ao filtro que extrai as características de cor, mas não por uma questão de qualidade.

Explica-se: sem a inclusão de Gabor, a técnica com números de resultados mais elevados extraiu a cor para identificar do que se tratava cada imagem. Desta forma, não foram apenas características do objeto em análise identificadas, mas também envolveu questões de iluminação e cor de fundo. Por exemplo, se havia uma larva no meio da fotografia e o fundo era rosado, em uma outra fotografia de fundo rosado a identificação feita pelo filtro seria a mesma, ainda que ele não identificasse nenhuma característica da larva em si, o que em uma experiência real, poderia causar sérios riscos de engano, tendo em vista que em um caso real nem sempre as larvas de mesma espécie apresentariam como fundo a mesma cor e a mesma iluminação, por se tratar de circunstâncias totalmente alheias ao objeto analisado.

Na análise na qual foi vista a técnica somente Gabor, pode ser verificado que a espécie que obteve mais acertos na sua classificação foi *Chrysomya albiceps* Instar 2 também, sendo que com SVM essa espécie obteve 64 acertos, com Adaboost 75 acertos e Random Forest 53 acertos.

Ademais, sobre a análise feita utilizando todas as técnicas que já haviam sido implementadas anteriormente e acrescentada a nova técnica baseada em Bancos de Filtros de Gabor, pode ser observado que novamente a melhor classificação foi da larva *Chrysomya albiceps* instar 2, com SVM essa espécie obteve 80 acertos, com Adaboost 87 acertos e Random Forest 92 acertos.

Vale destacar que justamente a espécie que possui mais imagens disponíveis no Banco de Imagens coletadas trata-se da *Chrysomya albiceps* instar 2, que é a qual apresentou os melhores resultados. Isso se deu por conta da região em que o corpo se decompôs, no Cerrado é comum que os organismos em decomposição apresentem em maior quantidade esta espécie de larva. Depreende-se deste resultado que para obter maior proximidade da exatidão quanto às outras larvas, seria necessário realizar experiências em outros locais com condições climáticas diferentes, para que fosse possível coletar maior quantidade de imagens das outras espécies de larvas também.

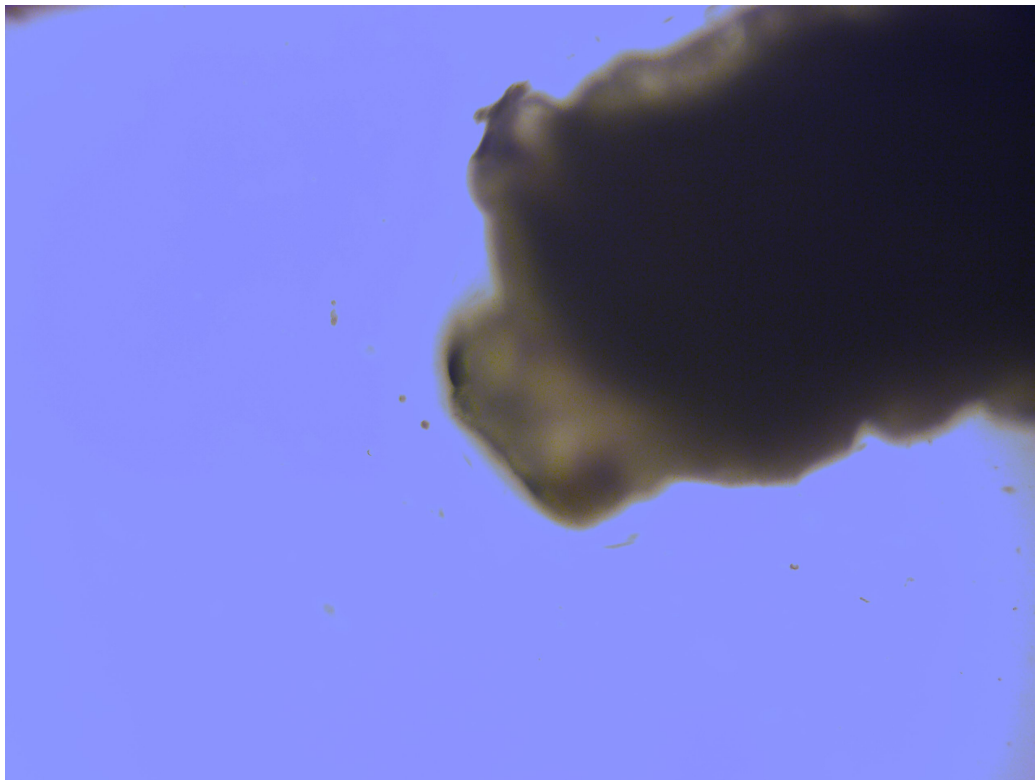


Figura 6.4: Imagem de uma *Atherigona* com cor de azul de fundo predominante.

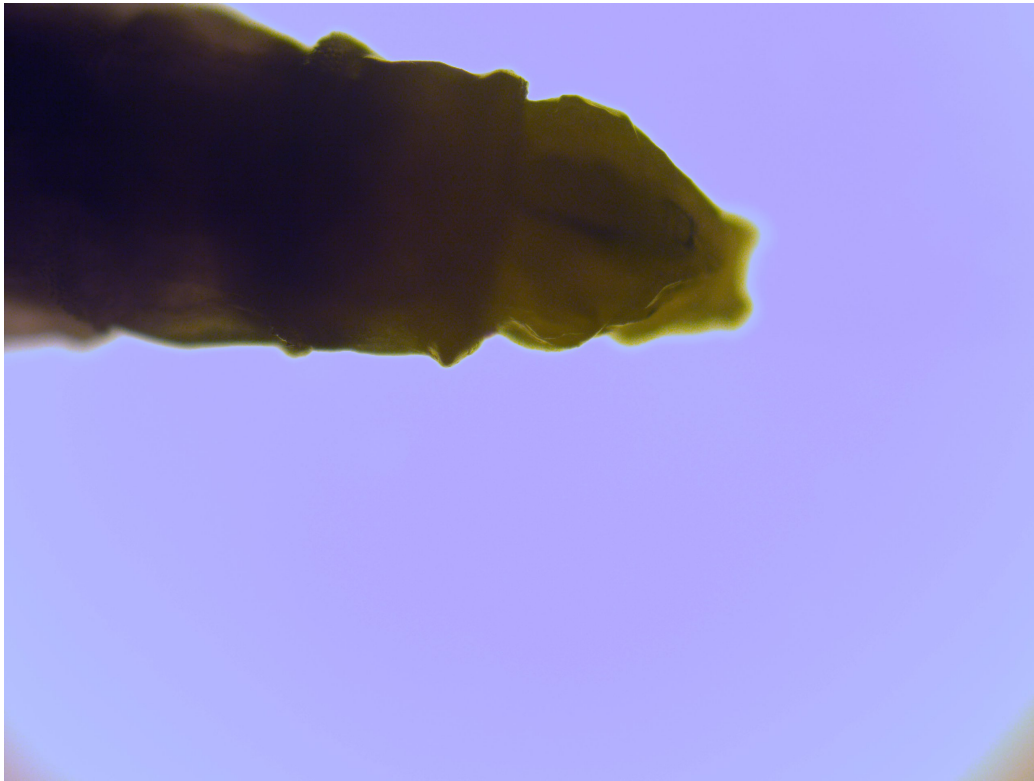


Figura 6.5: Imagem de uma *Chrysomya* com a cor de fundo predominante.

Com esses dados podemos observar que os classificadores que conseguiram acertar mais instâncias foram Random Forest e o SVM, a larva que foi mais identificada em todos os casos foi *Crhysomya albiceps* ínstar 2 e que, muito embora o resultado utilizando somente Gabor não foi o numericamente esperado, é de se avaliar que os critérios de qualificação são mais confiáveis, tendo em vista a questão do extrator baseado em cor extrair o fundo das imagens, que não diz respeito às características das larvas em si.

Verifica-se, ainda, que associando Banco de filtros de Gabor com outros extratores e utilizando o algoritmo de aprendizagem SMO, houve uma pequena melhora na classificação como mostra a tabela a seguir.

Neste caso, mesmo com todas as complexidades já explanadas, notou-se melhora nos resultados quando se acrescenta Bancos de Filtros de Gabor.

Extratores	Algoritmo de Aprendizagem	Porcentagem de acertos	Imagens
Com Gabor	SVM	59.87%	373
Sem Gabor	SVM	59.71%	372
Somente Gabor	SVM	33.86%	211

Tabela 6.4: Comparação da utilização do algoritmo SVM em três casos: com Gabor, Sem Gabor e Somente Gabor.

6.3 Conclusão dos Resultados

Verifica-se, portanto, que o Banco de Imagens não está adequado para os testes a fim de se ter um resultado aproximado da realidade, e por conta disso a técnica de extração de atributos utilizando Banco de Filtros de Gabor não pôde ter sua eficácia comprovada por meio de estatística.

Como já foi citado, quando tem uma predominância de cor nas imagens, mesmo que não seja da larva, a variação de frequência na região é baixa e com isso a identificação se torna mais difícil, pois, gera uma confusão classificando de acordo com o fundo da imagem, como mostra a Figura que possui fundo azul predominante. Além disso, as imagens nem sempre em alta qualidade de resolução, mostram com clareza os detalhes de textura que são fundamentais para a identificação com Filtros de Gabor.

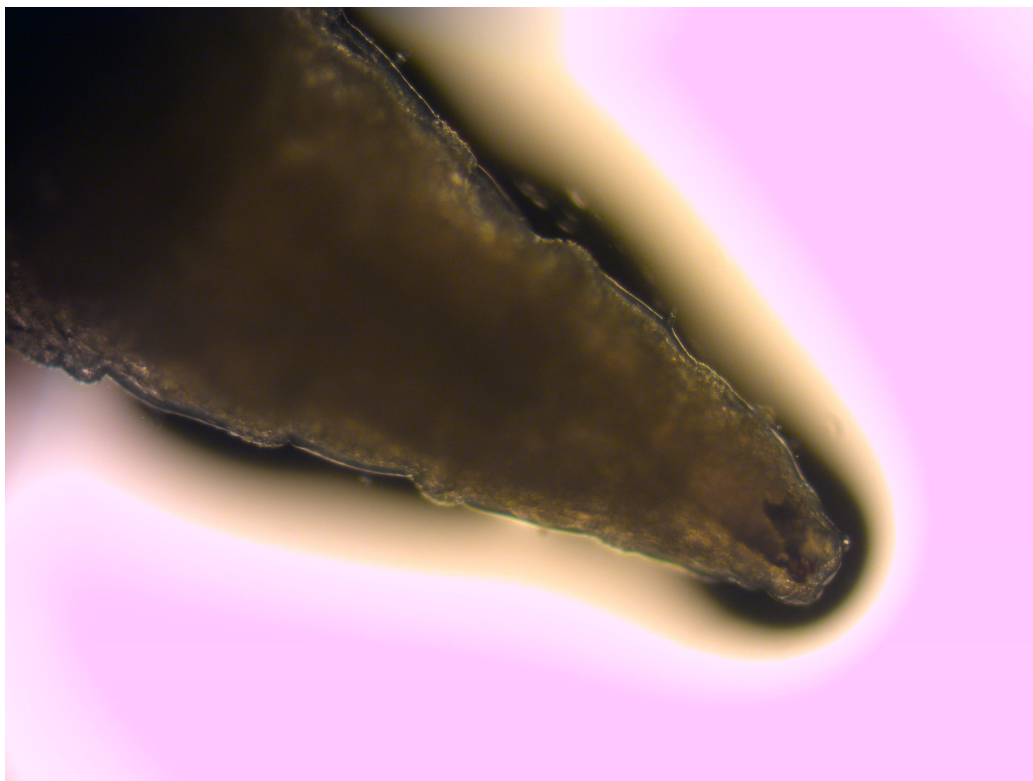


Figura 6.6: Imagem de uma *Chrysomya megacephala* com cor rosa predominante no fundo.

Além desta questão da qualidade da imagem e das cores de fundo confundindo os extratores, há uma carência de imagens no banco de imagens. Isso, pois, o banco de imagens é formado por 12 pastas (classes) e a quantidade é desproporcional uma das outras, a maior quantidade de imagens pertence a *Chrysomya albiceps* ínstar 2 contendo 105 imagens, em contradição temos a classe *Chrysomya megacephala* ínstar 1 contendo apenas 9 imagens. Como foi dito, isto é natural por conta das condições climáticas do local onde o suíno foi deixado em decomposição, não são todas as larvas que se proliferam em alta quantidade no Cerrado. Com isso, percebe-se o motivo pelo qual a espécie mais identificada foi a *Chrysomya albiceps* ínstar 2.

Com este trabalho, evidencia-se que para contornar esse problema deve ser feito o banco de imagens de modo que não haja essa desproporção de imagens, além de refazer os testes com os parâmetros do extrator de

Bancos de Filtros de Gabor.

Capítulo 7

Considerações Finais

Este trabalho partiu da proposta de que com um extrator de atributos, com base em Bancos de Filtros de Gabor, é possível extrair informações relevantes contidas em imagens de larvas coletadas de um organismo em decomposição para a identificação automática das espécies e ínstaes e a realização da classificação das mesmas, a fim de auxiliar peritos neste processo de caracterização que é demorado e complexo manualmente.

O método apresentado, pode-se dizer, que é resultado da multiplicação de uma Função Gaussiana por uma Função Harmônica, gerando um núcleo que faz a extração da textura pixel a pixel da imagem.

Por meio da implementação do método, a proposta obteve sucesso, pois foram extraídas as características de textura das imagens e após a extração, foi realizada a classificação.

Destaca-se que apesar da extração de atributos baseados em textura serem considerados a melhor forma de identificar as características das larvas, os resultados numéricos obtidos pelos testes e a análise do extrator aparentemente demonstra o contrário. Isto, pois, revelou-se um baixo índice discriminatório nas comparações. Não houve melhora significativa comparando esse novo método de extração, com foco na textura, com outros que já haviam sido implementados.

No entanto, no decorrer do trabalho foi observado que isso ocorre devido ao fato do Banco de Imagens não estar favorável, visto que o fundo das

imagens tem predominância de cor, coincidindo com as espécies que estão expostas no respectivo fundo, e também por haver uma desproporção na quantidade de imagens de cada espécie analisada.

Portanto, a pesquisa e a análise dos resultados demonstrou que com a identificação de texturas os resultados apresentam maior credibilidade, por não confundir o fundo ou partes da imagem que não condizem com o objeto.

Quanto à experiência realizada, ela não apenas demonstrou que é possível a classificação das imagens por meio da extração do atributo de textura, como também indica que o ideal é que sejam realizados outros experimentos em locais diferentes, com condições climáticas diferentes, para que se possa enriquecer o Banco de Imagens com mais espécies e em maior quantidade, para garantir resultados mais próximos da realidade, considerando que na região de Mato Grosso do Sul, onde foi realizado este pioneiro experimento, predomina largamente a larva *Chrysomya*. Claro que a qualidade também das imagens é algo que precisa ser melhorado, o pré-processamento das imagens pode gerar ainda mais confiabilidade aos resultados, por facilitar a identificação por meio dos filtros.

Por fim, esta foi uma experiência realizada em Campo Grande, estado de Mato Grosso do Sul, mas que almeja ser inspiração para outros experimentos, a serem realizados a partir das conclusões do estudo já iniciado, para que a função social da pesquisa seja atingida, pois dentre a biologia, a computação, o direito, ciências neste trabalho abordadas, o conhecimento é ferramenta e a vida do ser humano é bem maior em todas elas.

Referências Bibliográficas

- [1] ANGELO, N. P. Aplicação de filtros de gabor no processo de classificação de imagens digitais com base em atributos de textura. Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Sensoriamento Remoto. Porto Alegre, RS, 2000.
- [2] PINHO, L.C. B. Redes neurais - princípios e práticas, 2001.
- [3] BALLARD, D. H. Computer vision. 1982.
- [4] BELUCO ,Buleco A. , A. and P. M. Engel. Classificação de imagens de sensoriamento remoto baseada em textura por redes neurais., 2006.
- [5] BIGUS, J. P. Data Mining with Neural Networks – Solving Business Problems – from Application Development to Decision Support. [S.l.]: McGraw-Hill, 1996.
- [6] BITTENCOURT G.; COSTA, A. C. An environment for cognitive multi-agent systems.[S.l.]: Conference on Management and Control of Production and Logistics, 1997.
- [7] BRITES, T. S. A importância da Entomologia forense nas ciências criminais.
- [8] BUZZI, Z. Coletânea de nomes populares de insetos do brasil, 1994.
- [9] CONDUTA BRUNO C.; MAGRIN, D. H. An environment for cognitive multi-agent systems. [S.l.]: Dissertação apresentada ao curso de Mestrado da Faculdade de Tecnologia da Universidade Estadual de Campinas, como parte do requisito para a conclusão da disciplina de Inteligência Artificial, 2010.
- [10] CORRÊA E.; KOLLER, W.. Abundância relativa e sazonalidade de espécies de Chrysomya (Diptera: Calliphoridae) no Pantanal Sul-Mato-Grossense, Brasil. [S.l.]: Rev. Bras. Parasitol Vet., Jaboticabal, v. 19, 2010.

- [11] COSTA, J. O. Insetos “peritos”, a entomologia forense no brasil. Campinas, São Paulo: Millennium, 2013.
- [12] COSTA, J.; BASTOS, C. Diptera calliphoridae de importância forense no município do Rio de Janeiro, Revista eletrônica novo enfoque, v.16. 2013.
- [13] DALAL, N.; TRIGGS, B. Histograms of oriented gradients for human detection. [S.l.]: InCVPR, pp. 886–893, 2005.
- [14] DAVIES, E. R. Computer e Machine Vision: Theory, Algorithms, Practicalities. [S.l.]: Elsevier, Amsterdam, Oxford, fourth edition, 2012.
- [15] GABOR. D. Theory of communication. journal of the institute of electrical engineers. 1946.
- [16] GONZALES, R.; WOODS, R. Digital Image Processing. [S.l.]: 3Rd Edition, 1992.
- [17] GONÇALVES, A. B. Validação de Métodos Baseados em Visão Computacional para Automação da Identificação e Contagem de Grãos de Pólen. [S.l.]: Mestrado em biotecnologia da Universidade Católica Dom Bosco, 2013.
- [18] GRELLA, M. D. Chave taxonômica para espécies de dípteros califorídeos do brasil. Campinas, SP, p. 1–76, 2011.
- [19] GUIMARÃES, J.; PRADO, A.; A.X., L. . Three newly introduced species of Chrysomya Robineau-Desvoidy in Brazil (Diptera, Calliphoridae).
- [20] HARALICK R.M; SHUNMUGAN, K. D. I. Texture Feature for Image Classification.[S.l.]: IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics, SMC-3(6):6610-621, 1973.
- [21] JI Y., C. K. H.; HUNG. Efficient edge detection and object segmentation using Gabor filters. [S.l.]: ACM Press, New York, NY, USA., 2004.

- [22] WANG S.; LEE, C.. Fingerprint feature extraction using gabor filters, 1999.
- [23] LEE C. J., W. S. D. Fingerprint feature extraction using Gabor filters. [S.l.]: Electronic Letters, v. 35, n. 4, pp. 288-290, 1999.
- [24] LIBARDI PAULA L. O.; BARBOSA, V. Métodos ágeis. [S.l.]: Trabalho apresentado a Faculdade de Tecnologia – FT, como requisito para a conclusão da disciplina FT-027 Tópicos em Computação no curso de pós graduação, 2010.
- [25] LINARES, O. A. C. Segmentação de imagens de alta dimensão por meio de algoritmos de detecção de comunidades e super pixels. [S.l.]: Dissertação apresentada ao Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação., 2013.
- [26] MARTINS, E. Análise dos processos de decomposição e sucessão ecológica em carcaças de suíno (*sus scrofa l.*) mortos por disparo de arma de fogo e overdose de cocaína e protocolo de procedimento diante de corpo de delito. BOTUCATU – SP, p. 1–134, 2009.
- [27] MARTINS, E. Análise dos processos de decomposição e sucessão ecológica em carcaças de suíno (*sus scrofa l.*) mortos por disparo de arma de fogo e overdose de cocaína e protocolo de procedimento diante de corpo de delito. BOTUCATU – SP, p. 1–134, 2009.
- [28] MILANO, D.; HONORATO, L. B. Visão Computacional. [S.l.]: Universidade estadual de Campinas - Faculdade de Tecnologia. 2010, 2010.
- [29] Renno, L.; Oliveira C., Dutra, J.,. Aplicação de métodos de extração e seleção de atributos para classificação de regiões, 2005.
- [30] OLIVEIRA, W. Identificação de dna vertebrado a partir do conteúdo gastrointestinal de larvas de dípteras necrofágicas. Pages 1–51, 2014.
- [31] PASQUALI, A. L. Extração de Características Utilizando Filtro de Gabor Aplicado à Identificação de Defeitos no Couro Bovino. [S.l.]: Relatório Final submetido como um dos requisitos para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Computação. UCDB - Campo Grande - MS, 2007.

- [32] PINHO, L. Diptera. In: Guia on-line: Identificação de larvas de Insetos Aquáticos do Estado de São Paulo. [S.l.]: Froehlich, C.G. (org.), 1996.
- [33] PINHO, L. C. d. Guia on-line de Identificação de larvas de insetos aquáticos do Estado de São Paulo: Díptera.
- [34] PISTORI, H.. Etapas de um sistema de visão computacional, 2013.
- [35] PISTORI, H.. Bancos de filtros de gabor, 2015.
- [36] MOA, J., A. K. Robert P.W. Moa D. Statistical pattern recognition: A review., 2000.
- [37] ROMANA, A. et al. A importância da Entomologia forense nas investigações criminais. 2012.
- [38] SANCHES, R. Manual de Direito Penal. [S.l.]: Parte Geral, p. 50, 2015.
- [39] SANTANA, C. S. d.; BOAS, D. S. V. Entomologia Forense: Insetos Auxiliando A Lei. 2012.
- [40] SARATH, D. S. Medição Automática do Efeito Herbivoria em Folhas de Soja Utilizando Técnicas de Segmentação e Aprendizagem Supervisionada. [S.l.]: Trabalho apresentado à Coordenação do Curso de Bacharelado em Engenharia de Computação da Universidade Católica Dom Bosco, 2014.
- [41] SIMON, H. A. Why should machines learn? [S.l.]: Michalski et al. (eds.), 1983.
- [42] SMITH, K. G. et al. A manual of forensic entomology. [S.l.: s.n.], 1986.
- [43] SOUZA, R. O. d. A perícia criminal no brasil - explanação histórica, legislativa e a função do perito. Brasília - DF, p. 1–36, 2011.
- [44] ZAGO, L. Implementação do Filtro de Gabor no Reconhecimento Biométrico pela Íris.[S.l.]: Monografia apresentada à disciplina de Trabalho de Conclusão do Curso de Engenharia de Computação da Universidade São FranciscoCampinas – São Paulo – Brasil, 2009.