



**UNIVERSIDADE DO ESTADO DO RIO GRANDE DO  
NORTE CAMPUS AVANÇADO DE NATAL  
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO  
BACHARELADO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO**

**CHRISTIAN LIMA FREITAG**

**LARVCOUNT: UMA SOLUÇÃO AUTOMATIZADA PARA CONTAGEM  
DE PÓS-LARVAS DE CAMARÃO**

**NATA  
L 2023**

CHRISTIAN LIMA

LARVCOUNT: UMA SOLUÇÃO AUTOMATIZADA PARA CONTAGEM  
DE PÓS-LARVAS DE CAMARÃO

Monografia apresentada à Universidade do Estado do Rio Grande do Norte - UERN - como requisito obrigatório para obtenção do título de Bacharelado em Ciência da Computação.

Orientador: Prof. Dr. Wilfredo Blanco Figue-rola

NATAL  
2023

CHRISTIAN LIMA

LARVCOUNT: UMA SOLUÇÃO AUTOMATIZADA PARA CONTAGEM  
DE PÓS-LARVAS DE CAMARÃO

Monografia apresentada à Universidade do Estado do Rio Grande do Norte - UERN - como requisito obrigatório para obtenção do título de Bacharelado em Ciência da Computação.

Aprovado em \_\_\_\_/\_\_\_\_/\_\_\_\_.

Banca Examinadora

---

Prof. Dr. Wilfredo Blanco Figuerola (Orientador)  
Universidade do Estado do Rio Grande do Norte - UERN

---

Prof. Dr. Anderson Abner de Santana Souza  
Universidade do Estado do Rio Grande do Norte - UERN

---

Roseli Pimentel Pinheiro e Silva  
Universidade Federal Rural de Pernambuco - UFRPE

## AGRADECIMENTOS

Eu gostaria de expressar minha sincera gratidão aos indivíduos e instituições que foram fundamentais para a conclusão deste trabalho. Em particular, agradeço ao meu professor e orientador, Prof. Dr. Wilfredo Blanco Figuerola, por sua excepcional orientação e ensinamentos, que contribuíram significativamente para minha formação acadêmica e pessoal. Também gostaria de expressar minha mais sincera gratidão ao meu orientador na disciplina de Trabalho de Conclusão de Curso (TCC), o professor Me. André Gustavo Pereira da Silva, pela notável orientação, suporte e valiosas dicas que foram essenciais para o meu crescimento acadêmico.

Também expressei meu total agradecimento ao Laboratório de Touros/RN de Larvicultura da Potiporã e seus funcionários, que generosamente cederam seu tempo para conversar e nos ajudar em nossa pesquisa. Gostaria de dedicar um agradecimento especial à Me. Roseli Pimentel Pinheiro e Silva, que foi excepcionalmente cuidadosa, carismática e gentil em nos permitir visitar o local e capturar imagens. Mesmo estando ocupada em seu horário de trabalho, ela gentilmente fez questão de nos receber pessoalmente e nos apresentar todas as instalações necessárias.

O apoio da Potiporã foi muito além das fotos, pois nos proporcionou um conhecimento valioso sobre o mercado, os desafios enfrentados nessa área e a importância da contagem de larvas. Essas informações foram extremamente úteis para o nosso trabalho, e estamos muito agradecidos por todo o apoio e suporte recebidos.

Gostaria de expressar minha sincera gratidão à estimada Prof. Dr. Adriana Takahashi, não só pelos anos de valiosos ensinamentos como minha professora na UERN, mas também pelo seu apoio no desenvolvimento do projeto. A generosidade da professora em fornecer uma ferramenta de geração de imagens foi fundamental para a validação do sistema desenvolvido neste trabalho, especialmente em sua fase inicial.

Adicionalmente, expressei minha sincera gratidão à minha família, em especial aos meus pais Alessandra L. Silva e Julio C. Freitag, aos meus irmãos, Julia L. Freitag e Lucas L. Freitag e minha namorada, Adriane Meyrelles, pelo apoio e incentivo que me foram oferecidos ao longo desta jornada acadêmica. Reconheço que sem o constante apoio e encorajamento deles, teria sido extremamente desafiador superar as dificuldades que surgiram ao longo do trabalho.

Por fim, gostaria de agradecer à Universidade do Estado do Rio Grande do Norte (UERN) por todos os anos de conhecimento e aprendizado que me proporcionaram. Agradeço a todos os meus professores do curso de Ciência da Computação da Universidade do Estado do Rio Grande do Norte pela excelência no ensino que proporcionaram.

## RESUMO

A larvicultura é uma etapa fundamental na atividade da carcinicultura, sendo responsável pela produção das pós-larvas de camarão. A qualidade da água e da alimentação são fatores críticos para a saúde das larvas, exigindo procedimentos adequados para o seu manejo, como a contagem das pós-larvas. Essa tarefa é crucial para diversas atividades, como a distribuição das larvas nos tanques, o controle da alimentação, a avaliação do desempenho e a separação para o comércio. No entanto, a contagem das pós-larvas geralmente é realizada de forma manual, o que é demorado, impreciso e causa desgaste. Ou então, é feita com equipamentos sofisticados e caros. Visando facilitar e aprimorar esse processo, este trabalho desenvolveu uma ferramenta de baixo custo capaz de detectar e contar automaticamente as pós-larvas da espécie *Litopenaeus vannamei* em uma imagem, fazendo uso de técnicas de visão computacional e processamento digital de imagens. Além disso, foi desenvolvido um aplicativo que permite capturar e enviar as imagens para a ferramenta. Para o desenvolvimento da ferramenta de contagem, foi utilizada a linguagem de programação Python, com auxílio da biblioteca OpenCV. Já para o aplicativo mobile e servidor backend, foram utilizados os frameworks React Native e Django, respectivamente. Os resultados obtidos mostraram uma precisão média de 96,99% para as imagens capturadas por meio de um smartphone, e 98,90% de precisão para imagens geradas computacionalmente. Com essa ferramenta desenvolvida, pequenos e grandes produtores poderão automatizar o processo de contagem, obtendo resultados precisos e rápidos.

**Palavras-chave:** *Litopenaeus vannamei*. Larvicultura. Contagem automática. Processamento digital de imagens. Pós-larvas de camarão. Visão computacional. Aquicultura

## ABSTRACT

Larviculture is a fundamental stage in shrimp farming, being responsible for the production of shrimp post-larvae. The quality of water and feed are critical factors for the health of the larvae, requiring appropriate procedures for their management, such as counting the post-larvae. This task is crucial for several activities, such as distribution of larvae in tanks, feeding control, performance evaluation, and separation for trade. Or it is done with sophisticated and expensive equipment. Aiming to facilitate and improve this process, this work developed a low cost tool capable of automatically detecting and counting *Litopenaeus vannamei* post-larvae in an image, using computer vision and digital image processing techniques. Furthermore, an application was developed to capture and send the images to the tool. To develop the counting tool, the Python programming language was used, with the help of the OpenCV library. For the mobile application and the backend server, the React Native and Django frameworks were used, respectively. The obtained results revealed an average accuracy of 96.99% for images captured by a smartphone, and 98.90% accuracy for computationally generated images. Using this tool, small and large producers will be able to optimize the counting process, achieving faster and more accurate results.

**Keywords:** *Litopenaeus vannamei*. Larviculture. Automatic counting. Digital image processing. Shrimp postlarvae. Computer vision. Aquaculture

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Camarão <i>Litopenaeus vannamei</i> .....	15
Figura 2 – Estrutura interna do camarão <i>Litopenaeus vannamei</i> .....	16
Figura 3 – Estágios larvais do <i>Litopenaeus vannamei</i> .....	17
Figura 4 – Exemplos de aplicação da visão computacional.....	18
Figura 5 – Operação ponto a ponto.....	20
Figura 6 – Operação por vizinhança.....	21
Figura 7 – Exemplo de suavização utilizando a técnica de filtragem bilateral.....	22
Figura 8 – Exemplos de elementos estruturantes.....	23
Figura 9 – Exemplo de dilatação de A por B.....	23
Figura 10 – Exemplo de dilatação de A por B.....	24
Figura 11 – Histograma de imagem.....	26
Figura 12 – Imagem artificial gerada e contagem.....	28
Figura 13 – Balde de contagem automática de larvas de camarão XperCount.....	31
Figura 14 – Pipeline geral do sistema.....	33
Figura 15 – Exemplo de figura com amostras geradas artificialmente.....	36
Figura 16 – Fotografia real das pós-larvas.....	37
Figura 17 – Telas da aplicação mobile.....	47
Figura 18 – Telas da aplicação mobile.....	48
Figura 19 – Fluxo de navegação de interfaces.....	49
Figura 20 – Exemplos de cenários que dificultam detecção de pós-larvas.....	52
Figura 21 – Pipeline de imagens geral da abordagem.....	53
Figura 22 – Fluxo geral do sistema.....	54
Figura 23 – Fluxo do AutoThresh.....	55
Figura 24 – Fluxo dos critérios de contagem.....	57
Figura 25 – Relação entre precisão de detecção, quantidade de pós-larvas e variância em imagens reais.....	62
Figura 26 – Relação entre precisão de detecção, quantidade de pós-larvas e variância em imagens artificiais.....	64
Figura 27 – Gráfico exibindo a relação entre quantidade de pós-larvas reais e o tempo de execução (s).....	66
Figura 28 – Gráfico exibindo a relação entre quantidade de pós-larvas artificiais e o tempo de execução (s).....	66

## LISTA DE

Tabela 1 – Estrutura do grupo de fotografias reais.....	38
Tabela 2 – Prioridade de requisitos.....	41
Tabela 3 – Requisitos funcionais.....	42
Tabela 4 – Requisitos não funcionais.....	44
Tabela 5 – Tabela de descrição das telas.....	46
Tabela 6 – Resultados da contagem de larvas reais em seus subestágios.....	61
Tabela 7 – Resultados da contagem de larvas artificiais em diferentes gerações	63



## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>10</b>
<b>1.1</b>	<b>Motivação</b> .....	<b>11</b>
<b>1.2</b>	<b>Objetivo principal</b> .....	<b>12</b>
<b>2</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b> .....	<b>14</b>
<b>2.1</b>	<b>Litopenaeus vannamei</b> .....	<b>14</b>
<b>2.2</b>	<b>Visão computacional</b> .....	<b>17</b>
<b>2.3</b>	<b>Processamento digital de imagens</b> .....	<b>19</b>
2.3.1	Operações espaciais.....	19
2.3.1.1	Suavização de imagens.....	21
2.3.1.2	Operações morfológicas.....	22
2.3.2	Segmentação de imagens.....	24
2.3.3	Limiarização.....	25
2.3.4	Conclusão.....	26
<b>3</b>	<b>TRABALHOS RELACIONADOS</b> .....	<b>27</b>
<b>3.1</b>	<b>Contagem de larvas de camarão</b> .....	<b>27</b>
<b>3.2</b>	<b>Análise e contagem automática de filhotes de peixe</b> .....	<b>29</b>
<b>3.3</b>	<b>XperCout</b> .....	<b>30</b>
<b>3.4</b>	<b>Larvia</b> .....	<b>31</b>
<b>3.5</b>	<b>Conclusão</b> .....	<b>32</b>
<b>4</b>	<b>METODOLOGIA</b> .....	<b>33</b>
<b>4.1</b>	<b>Arquitetura Geral do sistema</b> .....	<b>33</b>
<b>4.2</b>	<b>Tecnologias Adotadas no Desenvolvimento do Sistema</b> .....	<b>34</b>
<b>4.3</b>	<b>Aquisição das imagens</b> .....	<b>35</b>
4.3.1	Imagens artificiais.....	35
4.3.2	Imagens Reais.....	37

## SUMÁRIO

4.3.3	Conclusão.....	39
<b>5</b>	<b>DESENVOLVIMENTO.....</b>	<b>40</b>
<b>5.1</b>	<b>Aplicação mobile.....</b>	<b>40</b>
5.1.1	Requisitos de sistema.....	41
5.1.1.1	Requisitos funcionais.....	41
5.1.1.2	Requisitos não funcionais.....	44
5.1.2	Interfaces gráficas.....	45
5.1.3	Fluxo de navegação.....	49
<b>5.2</b>	<b>Modulo de Classificação e Contagem.....</b>	<b>50</b>
5.2.1	Dificuldades atribuídas a Classificação.....	50
5.2.2	Contagem e classificação por Segmentação Adaptativa do Hepato- pâncreas.....	53
<b>5.3</b>	<b>Conclusão.....</b>	<b>59</b>
<b>6</b>	<b>RESULTADOS.....</b>	<b>60</b>
<b>6.1</b>	<b>Avaliação de contagem e precisão.....</b>	<b>60</b>
6.1.1	Avaliações com imagens reais.....	61
6.1.2	Avaliações com imagens artificiais.....	63
<b>6.2</b>	<b>Avaliação de desempenho.....</b>	<b>65</b>
<b>6.3</b>	<b>Conclusão.....</b>	<b>67</b>
<b>7</b>	<b>CONSIDERAÇÃO FINAL E CONCLUSÃO.....</b>	<b>68</b>
	<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>70</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Na prática da carcinicultura, que consiste no cultivo de camarões em viveiros, é essencial tomar medidas rigorosas de biossegurança para garantir a qualidade e a produtividade. Uma das principais medidas é a aquisição de pós-larvas (PL) de qualidade, pois isso pode impactar toda a produção. As pós-larvas são produzidas durante a fase de larvicultura, que é o cultivo de larvas de camarão, desde o momento em que eclodem dos ovos até atingirem o estágio juvenil (SENAR, 2016). Nessa etapa, são empregadas técnicas especializadas de manejo e alimentação para garantir o desenvolvimento saudável das larvas. Dessa forma, o sucesso na atividade de carcinicultura está diretamente relacionado à boa prática da fase de larvicultura (SOARES; EVANGELISTA; PEREIRA, 2021).

Um ditado popular entre produtores na Ásia afirma que "Para cultivar camarão, deve-se primeiro cultivar a água"(POH, 2014). Isso se deve ao fato de que o gerenciamento da qualidade da água é um fator determinante na larvicultura. Para obter um bom desempenho no cultivo da espécie *Litopenaeus vannamei* (L. vannamei), é fundamental manter a água em níveis específicos em diversos atributos (ARANA, 1997; ALLAN; FRONEMAN; HODGSON, 2016; GUAN; YU; LI, 2003). A alta densidade de

estocagem de pós-larvas, que ultrapassa os limites de volume de água do tanque, pode tornar a água tóxica, elevando a taxa de mortalidade, índices de doenças e possíveis casos de canibalismo (PRETO et al., 2005; LOPES et al., 2012; SPECK et al., 1993). Por esse motivo, é crucial contar corretamente as larvas para determinar a disposição adequada nos tanques.

De acordo com Queiroz e Gomes (2006), a oferta correta da ração das pós-larvas é um fator crítico para o sucesso do cultivo de camarão, uma vez que a oferta em excesso pode impactar negativamente a qualidade da água, além de afetar diretamente a saúde das pós-larvas (ARANA, 1997). Para realizar a oferta, uma técnica sugerida pelo SENAR (2016) envolve a pesagem das pós-larvas e a multiplicação pelo número total de animais no tanque, a fim de obter a quantidade diária adequada de ração. Dessa forma, a contagem se torna ainda mais essencial, já que é a variável mais influente na oferta.

A contagem frequente de pós-larvas é amplamente utilizada como técnica para avaliar a taxa de sobrevivência desses organismos em tanques de cultivo de camarões. Estudos como os de Esparza-Leal, Xavier e Wasielesky (2016) e Arzola et al. (2013) utilizam essa técnica para avaliar experimentos relacionados à sobrevivência. Além disso, a abordagem é empregada para avaliar o crescimento das pós-larvas, como mencionado em Melo (2018).

A contagem manual de larvas ainda que existam métodos mais sofisticados,

é a metodologia geralmente empregada na atualidade. Para realizar esse processo, SENAR (2016) aborda uma técnica com o uso de utensílios simples, como um becker para coletar as larvas no tanque, uma peneira e um prato para despejá-las e, por fim, uma seringa para contá-las individualmente. Esse procedimento é normalmente repetido três vezes para obter uma média, que é multiplicada pelo volume do tanque e, por fim, dividida pelo volume do becker, resultando em uma estimativa da quantidade total de larvas.

Porém, apesar de ser uma técnica amplamente utilizada, a contagem manual de larvas é um trabalho meticuloso e de manejo inteiramente analógico, exigindo muita atenção e esforço do trabalhador. Além disso, geralmente, os métodos manuais tomam muito tempo, o que pode causar desgaste e elevar significativamente a probabilidade de erros humanos. Tais erros podem afetar toda a produção, resultando em perdas financeiras consideráveis.

Com o objetivo de identificar soluções existentes que possam viabilizar uma contagem mais rápida e precisa das pós-larvas de camarão em tanques de cultivo, foram identificados projetos que utilizam meios computacionais para atingir esse objetivo. Os trabalhos de Morais e Takahashi (2020, 2021) implementam um sistema que utiliza técnicas de processamento de imagens e aprendizado de máquina, incluindo variações de redes neurais convolucionais (CNNs), para detectar e contar as pós-larvas. Esses estudos são mencionados na seção 3.1 do capítulo 3 de trabalhos relacionados.

Uma outra alternativa é o XperCount, que realiza a contagem automática de diferentes organismos aquáticos (XpertSea, 2019). Esse sistema é composto por um balde especial, uma tampa mecânica com câmeras, uma tela digital e outros componentes eletrônicos integrados. No entanto, não foi possível encontrar documentação ou artigos que detalhem o funcionamento do sistema. O produto é mencionado com mais detalhes na seção 3.3 do capítulo de Trabalhos relacionados.

Uma abordagem mais moderna e que se assemelha à proposta deste trabalho é o Larvia (LARVIA). Trata-se de um aplicativo voltado para análise e controle do crescimento de camarões, que inclui a contagem automática por meio de processamento automatizado de imagens, o que se assemelha a ferramenta proposta. Por ser um produto patenteado, há poucos detalhes sobre o algoritmo utilizado, mas é possível encontrar outras informações relevantes na seção 3.4 do capítulo de Trabalhos relacionados.

## **1.1 Motivação**

Nos anos 70, a carcinicultura começou a se propagar entre países tropicais e subtropicais, alcançando posição internacional. O Brasil, com suas extensas regiões costeiras e altas temperaturas, foi considerado um local ideal para o cultivo de camarões

marinhos, resultando no lançamento do "projeto camarão" no estado do Rio Grande do Norte (ABCCAM, 2011; NUNES, 2001).

A primeira fase da carcinicultura brasileira foi marcada por muitos erros e tentativas, por conta do fracasso na adaptação da espécie *Penaeus japonicus*. Como resultado, meados de 1983, começaram a buscar soluções na espécie *Litopenaeus vannamei* (camarão marinho, também conhecido popularmente como "camarão cinza"). No entanto, entre 1984 e 1987, por falta de gerenciamento e monitoramento constante sobre e as devidas especificidades das propriedades da água durante o cultivo das larvas, houveram grandes baixas na produção (ABCCAM, 2011; NUNES, 2001).

A partir de 1998, o Brasil consolidou-se como um dos maiores exportadores de camarão marinho para os Estados Unidos, e em 2003, alcançou a sexta posição no ranking mundial dos maiores exportadores do crustáceo. Além disso, o país era líder em produtividade internacional, produzindo seis vezes mais do que a China, o maior exportador na época (FERNANDES, 2004; SOUSA; TEIXEIRA; LIMA, 2007). Nos últimos anos, mesmo diante dos eventos adversos provocados pela pandemia iniciada em 2019, o mercado de camarão tem se adaptado e apresentado sinais positivos de crescimento. De acordo com Seafood Brasil (2021), o mercado registrou um aumento de 14,1% entre 2019 e 2020, e no ano seguinte, de acordo com Buscar Rural (2022), o setor obteve um crescimento de 38% em relação ao ano anterior.

Considerando a grandeza do setor de carcinicultura e larvicultura no país, a ferramenta proposta tem como objetivo impulsionar o avanço tecnológico nesse cenário. A solução oferece praticidade e agilidade no processo de contagem das pós-larvas, auxiliando pequenos e grandes produtores na automação dos procedimentos de contagem e separação das larvas. O baixo custo da ferramenta torna-a acessível para uma ampla gama de produtores, permitindo aprimorar a eficiência e aumentar a produção nesse importante setor da economia brasileira.

## **1.2 Objetivo principal**

Este trabalho tem como finalidade o desenvolvimento de uma solução computacional para a contagem e análise de pós-larvas de camarão. Para isso, serão utilizadas técnicas avançadas de processamento de imagens e visão computacional. Através de uma análise precisa das pós-larvas em diferentes subestágios de crescimento e da classificação de cada uma delas, espera-se obter resultados mais precisos e rápidos. Adicionalmente, foi criada uma aplicação mobile que servirá como um complemento ao projeto, tornando mais fácil a captura das imagens das pós-larvas e seu envio para análise e contagem. A mobilidade e acessibilidade da aplicação permitirão a contagem das pós-larvas em qualquer lugar, o que torna o processo mais ágil e eficiente. Além disso, a solução possibilitará uma gestão eficiente do processo de contagem, simplificando e organizando o fluxo de trabalho.

Ao longo deste trabalho, foram organizados os capítulos com o objetivo de avaliar as melhores técnicas, facilitar o entendimento de conceitos técnicos e descrever as abordagens e métodos que levaram ao desenvolvimento da ferramenta. Para isso, as etapas foram divididas da seguinte forma:

No capítulo 2, apresentamos a fundamentação teórica, que inclui informações sobre a espécie de camarão *Litopenaeus vannamei* na seção 2.1, conceitos de visão computacional na seção 2.2 e processamento digital de imagens na seção 2.3. E por fim, na seção 2.3.4 é descrito a conclusão do capítulo.

No capítulo 3 aborda trabalhos relacionados que trazem propostas semelhantes ou abordagens similares à proposta deste trabalho. Finalizando com a seção 3.5, que aborda as considerações finais do capítulo.

No capítulo 4, descrevemos a metodologia adotada no desenvolvimento da ferramenta proposta, incluindo a arquitetura geral do sistema na seção 4.1, as tecnologias utilizadas no processo na seção 4.2 e a aquisição das imagens e sua estrutura na seção 4.3. Finalmente, na seção 4.3.3, é exposta a conclusão obtida a partir do capítulo.

No capítulo 5, apresentamos o desenvolvimento da ferramenta, iniciando com a aplicação móvel na seção 5.1, incluindo os requisitos do sistema, as interfaces e o fluxo de navegação. Também é apresentada uma seção sobre o módulo de classificação e contagem na seção 5.2, que descreve as dificuldades e etapas de desenvolvimento da aplicação. Por fim, na seção 5.3, são descritas as considerações finais sobre o capítulo. No capítulo 6, apresentamos os resultados obtidos, incluindo a precisão de detecção na seção 6.1, que descreve os resultados tanto para imagens artificiais quanto reais, e posteriormente, uma análise de desempenho do sistema na seção 6.2.

Ao final, na seção 6.3 são expressas as considerações finais quanto aos resultados.

Por fim, no capítulo 7, apresentamos as considerações finais e conclusão, descrevendo a ferramenta, os problemas solucionados e trazendo uma breve visão sobre os possíveis aprimoramentos futuros.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Considerando que o presente trabalho aborda uma problemática específica da ciência da computação aplicada às soluções envolvendo as pós-larvas de camarão, é essencial fornecer uma base sólida de conhecimentos técnicos para a compreensão dos procedimentos adotados. Nesse sentido, este capítulo apresentará conceitos importantes sobre a espécie de camarão *Litopenaeus vannamei* na seção 2.1, incluindo uma breve apresentação de seus estágios larvais. Além disso, serão abordados temas relevantes sobre processamento digital de imagens na seção 2.3, visão computacional (seção 2.2) e técnicas específicas, como segmentação (seção 2.3.2), limiarização (seção 2.3.3), operações espaciais (2.3.1) e transformações morfológicas (seção 2.3.1.2). Esses conceitos são cruciais para a compreensão mais aprofundada e precisa das metodologias e resultados apresentados nos próximos capítulos.

### 2.1 *Litopenaeus vannamei*

Nos anos 70, as técnicas de cultivo de camarão começaram a se popularizar em países tropicais e subtropicais, tornando-se um mercado internacional. No Brasil, o projeto camarão foi lançado no estado do Rio Grande do Norte, que é considerado ideal para o cultivo de camarões marinhos devido às suas extensas regiões costeiras e altas temperaturas (ABCCAM, 2011; NUNES, 2001). A primeira fase foi marcada por erros e tentativas, devido ao fracasso na adaptação da espécie *Penaeus japonicus*. Em meados de 1983, começaram a buscar soluções na espécie *Litopenaeus vannamei* (*L.vannamei*), também conhecido como camarão marinho ou "camarão cinza" (ABCCAM, 2011). Atualmente, o camarão marinho é encontrada na quase totalidade dos cultivos no país, sendo a mais produzida no Brasil, seguida pela espécie *Macrobrachium rosenbergii*, segundo o SEBRAE (2018).

O camarão *L. vannamei* ilustrado na Figura 1, é uma espécie predominante na faixa costeira do Equador e nativa da costa sul-americana do Oceano Pacífico. Essa espécie é considerada a mais cultivada no mundo devido à sua alta adaptabilidade e habilidade em se desenvolver em ambientes com variações de salinidade e temperatura, o que a torna um animal de alto desempenho zootécnico. Embora sua taxa de crescimento seja uniforme, pode variar de acordo com as condições físico-químicas da água em que é cultivado e pode atingir um tamanho de pouco mais de 22 centímetros. Comparado às espécies nativas, o *L. vannamei* teve maiores índices de adaptação aos estuários no Brasil (MAGALHÃES, 2004).

Figura 1 – Camarão *Litopenaeus vannamei*

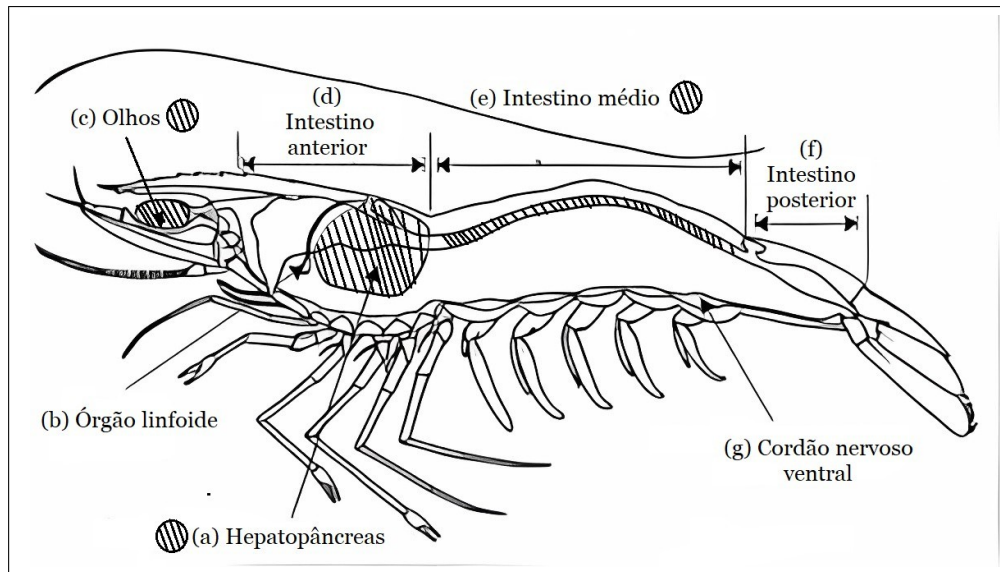
Fonte: (ABCCAM, 2022)

A estrutura anatômica do camarão em sua fase adulta pode ser observada na Figura 2, que apresenta diferentes partes do corpo do animal, como o hepatopâncreas, intestino superior, médio e posterior, cordão nervoso ventral, olhos e órgãos linfoides. O hepatopâncreas é um órgão vital do camarão, sendo responsável pelo metabolismo e armazenamento de nutrientes. O intestino é responsável pela digestão e absorção de nutrientes, e é dividido em três partes: superior, médio e posterior. O cordão nervoso ventral é a parte responsável pelo controle do sistema nervoso e a coordenação dos movimentos, enquanto os órgãos linfoides são responsáveis pela imunidade e defesa contra patógenos (DUGASSA; GAETAN, 2018).

As áreas hachuradas na Figura 2 destacam os elementos anatômicos que, mesmo pequenos, são os mais perceptíveis do camarão durante o estágio de pós-larvas. O hepatopâncreas (2a) e os olhos (2c) são geralmente as partes mais aparentes, enquanto o intestino médio (2e) se torna mais visível quando as pós-larvas estão bem alimentadas. Devido ao destaque dessas partes em relação ao resto da anatomia, a detecção delas é computacionalmente viável.



Figura 2 – Estrutura interna do camarão *Litopenaeus vannamei*



Fonte: (ABCCAM, 2018) com adaptações do autor

A espécie de camarão *L. vannamei* passa por quatro estágios larvais antes de alcançar a fase adulta, como ilustrado na Figura 3 e descritos a seguir em ordem sequencial:

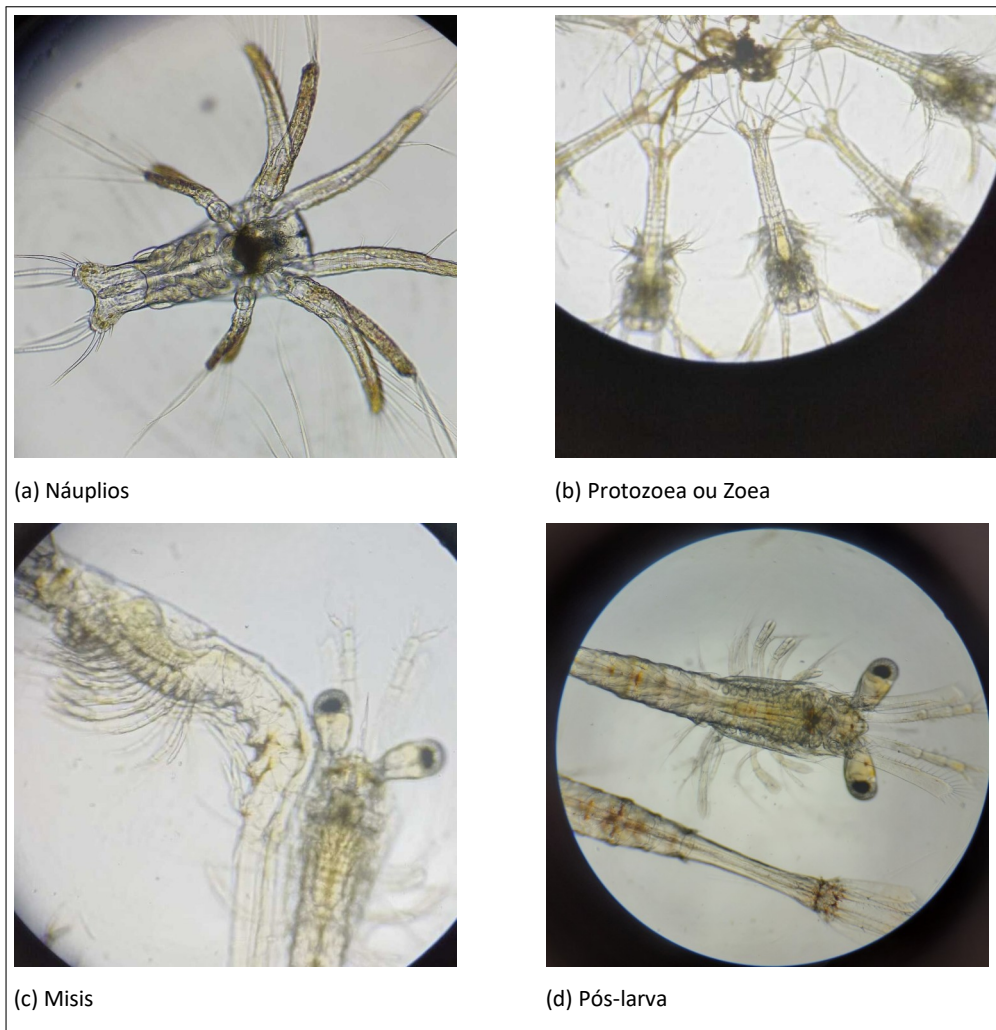
1. Náuplio: é a primeira fase larval do camarão *L. vannamei* (conforme representado na Figura 3a), com duração de cerca de dois dias, durante os quais passa por seis subestágios distintos.
2. Protozoa: nesta fase o camarão experimenta três subestágios de crescimento ao longo de um período que varia de quatro a cinco dias. Durante essa fase, ocorre o início da alimentação do crustáceo, e seu corpo começa a se alongar, como pode ser observado na Figura 3b.
3. Misis: este estágio é caracterizado pelo início da estruturação do juvenil do camarão *L. vannamei*, como ilustrado na Figura 3c. Nesse estágio, o camarão começa a se alimentar de organismos vivos. O estágio Misis é composto por quatro subestágios e tem duração de aproximadamente três a quatro dias.
4. Pós-larva: Durante esta fase, o camarão assume a forma e o comportamento semelhantes aos de um camarão adulto, como mostrado na Figura 3d. Nesse estágio, suas mudanças morfológicas não são facilmente perceptíveis, e devido a isso, o subestágio de crescimento é contabilizado por dias, a partir do primeiro dia de sua metamorfose para pós-larva (BARBIERI; OSTRENSKY, 2001).

Para facilitar a descrição dos grupos de larvas e das imagens posteriormente, usaremos a abreviação PL em conjunto com seu subestágio, por exemplo, PL12 é

uma pós-larva no subestágio 12, o que significa que ela percorreu um período de 12 dias desde sua metamorfose para pós-larva. As pós-larvas geralmente podem ser cultivadas em até 15 dias (PL15) no tanque de larvicultura.

Após os períodos finais das pós-larvas, elas devem ser transportadas para os viveiros de engorda (SENAR, 2016). É importante destacar que o tamanho e o peso do camarão em cada estágio podem variar dependendo de vários fatores, incluindo a espécie, a alimentação, as condições de cultivo e a qualidade da água (ARANA, 1997).

Figura 3 – Estágios larvais do *Litopenaeus vannamei*



Fonte: Figura elaborada pelo autor. As imagens foram registradas pelo laboratório de larvicultura da Potiporã em Touros/RN

Na seção 2.2, serão apresentados alguns conceitos fundamentais para um melhor entendimento do leitor sobre o campo da visão computacional.

## 2.2 Visão computacional

O campo da visão computacional é uma área da ciência da computação, profundamente ligada à computação gráfica e ao processamento digital de imagens. Assim

como o olho humano é capaz de distinguir cores, formas, luz e objetos de maneira singular, os pesquisadores dessa área utilizam uma variedade de técnicas matemáticas para analisar imagens e extrair essas características, buscando emular digitalmente a visão humana (MANSSOUR; COHEN, 2006; SZELISKI, 2010).

A visão computacional tem como objetivo reconstruir, detectar e analisar os elementos de um mundo tridimensional a partir da análise de uma ou mais imagens. Além disso, ela também envolve a capacidade de fazer inferências e responder de maneira específica, o que está diretamente ligado ao campo da inteligência artificial (GONZALEZ; WOODS, 2009).

A visão computacional apresenta uma ampla gama de aplicações que se estendem por diversas áreas, como ilustrado na Figura 4, incluindo setores industriais, automotivos, cinematográficos e de saúde.

Entre suas diversas aplicações, destaca-se o reconhecimento óptico de caracteres, que permite a conversão visual de caracteres em texto digital, como ilustrado na Figura 4b. Além disso, ela também é utilizada em carros autônomos para detectar obstáculos, pedestres, outros veículos e até mesmo a própria via, como exemplificado na Figura 4c.

Na área médica, a visão computacional desempenha um papel crucial, permitindo a realização de estudos para o reconhecimento de doenças em radiografias, como o câncer de pulmão, conforme apresentado no artigo (SCHULTHEISS et al., 2020) e ilustrado na Figura 4a. Isso auxilia os médicos a identificar e tratar condições de maneira mais eficiente (SZELISKI, 2010).

Figura 4 – Exemplos de aplicação da visão computacional



(a) Aplicação médica (b) Reconhecimento de caracteres (c) Aplicação automotiva

Fonte: (a)Schultheiss et al. (2020), (b)Liao et al. (2019) e (c)Deng e Wu (2022) e adaptadas pelo autor

Posteriormente, na seção 2.3, serão apresentados alguns termos e técnicas fundamentais no campo do processamento de imagens digitais, como as operações espaciais e a segmentação de imagens. Esses conceitos são essenciais para compreender o funcionamento do nosso sistema.

## 2.3 Processamento digital de imagens

De acordo com Gonzalez e Woods (2009), o processamento digital de imagens refere-se ao processamento realizado sobre uma imagem digital através de um computador digital. Uma imagem digital é considerada como uma matriz bidimensional finita e discreta de pixels, representada por  $f(x, y)$ , onde  $x$  e  $y$  são coordenadas espaciais e a amplitude de  $f$  em qualquer par de coordenadas é a intensidade de cor do respectivo pixel.

O processamento digital de imagens geralmente envolve manipulações na imagem digital, como ajustes de cor, contraste, brilho e outras técnicas matemáticas e lógicas, que resultam em modificações na imagem ou extração de atributos (MANSOUR; COHEN, 2006; GONZALEZ; WOODS, 2009). Embora haja discordância entre os autores sobre os limites entre o processamento de imagens e outras áreas, como a visão computacional, Gonzalez e Woods (2009) divide a área de processamento digital de imagens em três conjuntos: nível baixo, médio e alto.

No nível baixo da análise de imagens, as etapas de pré-processamento envolvem operações primitivas, como a redução de ruídos e o aumento de contraste. Neste nível, tanto a entrada quanto a saída são imagens. No nível médio, são realizados processos de separação e agrupamento de elementos semelhantes na imagem. Um exemplo disso é a segmentação, que é apresentada na seção 2.3.2 seguinte. Diferente do nível baixo, a saída da segmentação consiste em atributos extraídos da imagem. No nível alto, são adicionados significados semânticos aos atributos extraídos da imagem, permitindo a interpretação de sua informação em um contexto mais geral.

### 2.3.1 Operações espaciais

Em computação, um pixel é geralmente representado como um par de coordenadas que indicam sua posição em uma matriz bidimensional de pixels. Cada pixel é associado a uma intensidade de cor que pode ser representada por um valor numérico, em casos de imagens monocromáticas (em níveis de cinza). Para imagens coloridas RGB (*Red, Green e Blue*, ou vermelho, verde e azul em tradução para o português), as intensidades de cor são representadas em diferentes bandas de frequência e é necessário uma função  $f(x, y)$  para cada banda. Essas funções descrevem a intensidade de cor em cada ponto da imagem em relação a cada banda de cor.

Quando um pixel é acessado ou modificado, estamos nos referindo às intensidades de cor que são armazenadas naquele pixel específico na matriz, para imagens coloridas nos referimos às intensidades de cor nas diferentes bandas. Por exemplo, se quisermos alterar a cor de um pixel em uma imagem digital colorida, precisamos acessar a posição correspondente nas matrizes de pixels de cada banda de cor e atualizar os valores de intensidade de cor armazenados. Já em imagens

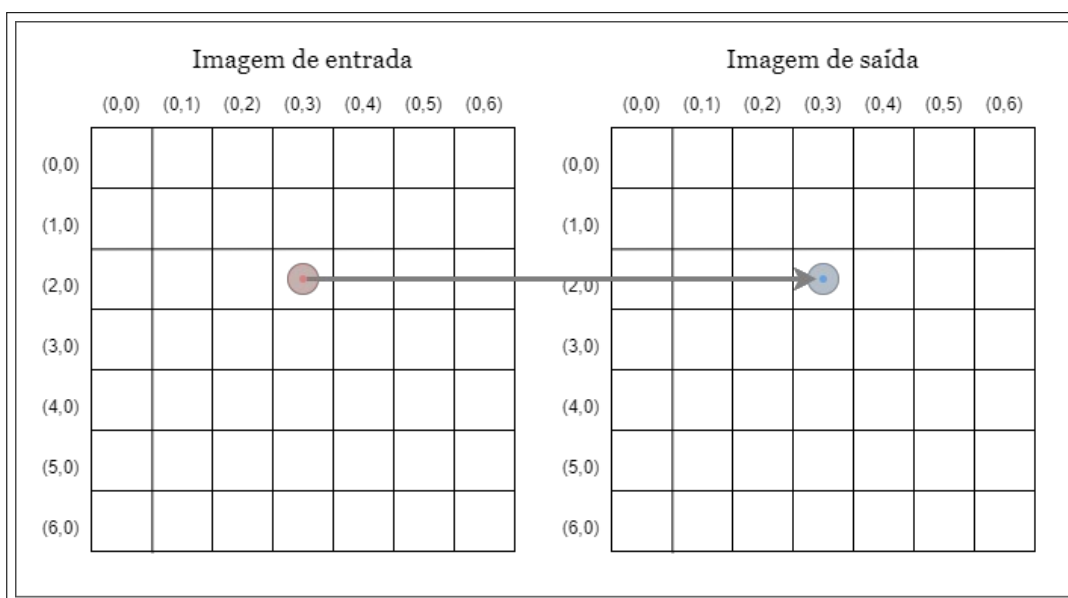
monocromáticas,

que possuem apenas uma banda de cor, basta alterar o valor de intensidade de cor correspondente ao pixel que desejamos modificar.

As operações espaciais são processos realizados diretamente sobre os pixels de uma imagem. A técnica pode ser feita de forma individual, de pixel a pixel, ou pode utilizar uma abordagem de vizinhança, acessando os pixel adjacentes. Para Gonzalez e Woods (2009) as operações podem ser classificadas em três categorias: operações ponto a ponto, operações por vizinhança e transformações geométricas.

A operação ponto a ponto como ilustrado na Figura 5, é uma das operações mais simples dentre as operações espaciais, em que cada pixel da imagem de entrada é acessado individualmente e sua intensidade é alterada, atribuindo-a ao pixel correspondente na imagem de saída (QUEIROZ; GOMES, 2006). Um exemplo dessa operação é a binarização, que consiste em segmentar a imagem em dois níveis de intensidade. Para realizar essa operação, é necessário percorrer a imagem de entrada pixel a pixel e realizar verificações individuais em suas intensidades, atribuindo uma intensidade específica a cada pixel correspondente na imagem de saída .

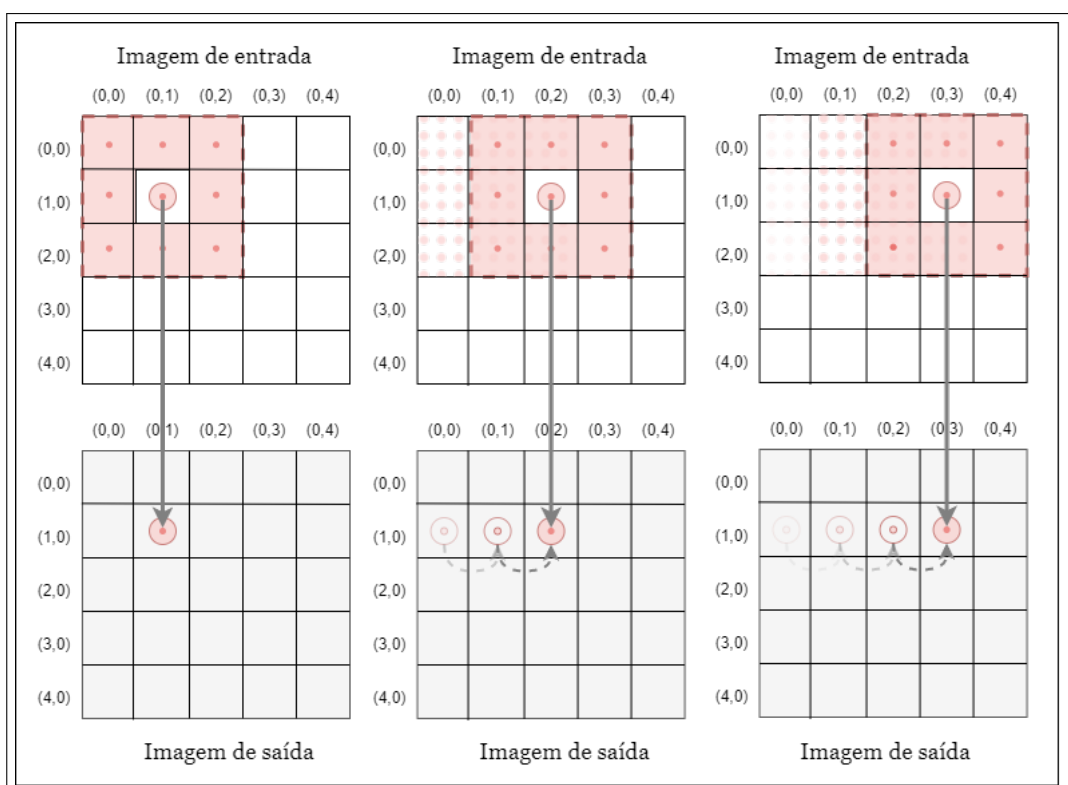
Figura 5 – Operação ponto a ponto



Fonte: Elaborado pelo autor

Diferente das operações ponto a ponto, as operações por vizinhança, o valor da intensidade no pixel da imagem de saída, depende de operações realizadas no pixel correspondente na imagem de entrada em conjunto com os pixel vizinhos. Considere o exemplo ilustrado na Figura 6, que demonstra a operação espacial por vizinhança, na qual o pixel da imagem de entrada (circunferência vermelha) é operado em conjunto com os pixels vizinhos (quadrantes vermelhos) conectados, e o resultado é atribuído ao pixel de coordenada correspondente na imagem de saída (circunferência vermelha). A seguir, na seção 2.3.1.1 subsequente, serão descritos os filtros de suavização

Figura 6 – Operação por vizinhança



Fonte: Elaborado pelo autor

que utilizam as operações por vizinhança para realizar a suavização entre os pixels da imagem. Esses filtros são importantes na redução de ruídos e imperfeições presentes nas imagens, o que pode melhorar a qualidade da imagem e facilitar o processamento de outras técnicas.

### 2.3.1.1 Suavização de imagens

A suavização de imagens é uma técnica utilizada no pré-processamento de imagens para remover ruídos e detalhes desnecessários, melhorar a qualidade da imagem e facilitar a realização de outras operações. As técnicas de suavização consistem em percorrer uma máscara, também conhecida como kernel, sobre a imagem realizando operações entre os valores da máscara e os valores dos pixels em sua vizinhança (que é definida pela máscara) (GONZALEZ; WOODS, 2009).

Uma técnica de suavização em particular que tem se mostrado bastante eficiente em muitos cenários é o filtro bilateral. Esse filtro é capaz de preservar as bordas da imagem enquanto remove o ruído. O filtro bilateral utiliza duas funções gaussianas, uma relacionada à distância entre os pixels e outra relacionada à diferença de intensidade de cor. Essas funções fazem com que a suavização não seja aplicada em áreas da imagem onde exista uma grande diferença de cor, como ilustrado na Figura 7 (TOMASI; MANDUCHI, 1998).

Figura 7 – Exemplo de suavização utilizando a técnica de filtragem bilateral



Fonte: Porikli (2008)

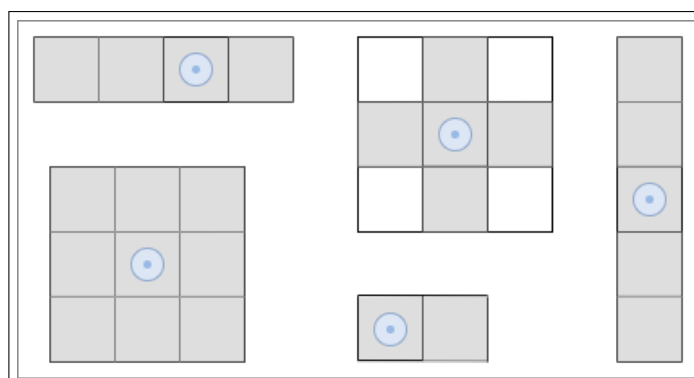
### 2.3.1.2 Operações morfológicas

Antes de se aprofundar nas operações morfológicas, é importante contextualizar a técnica. A morfologia matemática é a base da técnica e tem como objetivo extrair informações sobre a forma, tamanho e orientação dos objetos presentes nas imagens. A base da morfologia matemática é o conceito de que uma imagem pode ser vista como um conjunto finito de pixels, e a estrutura morfológica da imagem é formada por um subconjunto desses pixels. Em uma imagem binária, por exemplo, onde a área de interesse é representada pelos pixels brancos (intensidade máxima 255) e o fundo pelos pixels pretos (intensidade mínima 0), o conjunto de pixels brancos é uma descrição completa da morfologia da imagem (FILHO; NETO, 1999; QUEIROZ; GOMES, 2006). Além disso, esta técnica utiliza conceitos da teoria dos conjuntos, pois envolve a combinação de um conjunto desconhecido de pixels de interesse com um outro conjunto previamente estabelecido chamado elemento estruturante.

Os elementos estruturantes (EE) são conjuntos finitos e conhecidos de pixels, apresentados em formato matricial, com formas e tamanhos definidos. Conforme ilustrado na Figura 8, os elementos estruturantes podem assumir diferentes formatos, e a escolha do formato deve ser feita de acordo com o resultado desejado. Além disso, a coordenada de origem do EE pode ser definida em qualquer ponto da matriz (GONZALEZ; WOODS, 2009).



Figura 8 – Exemplos de elementos estruturantes

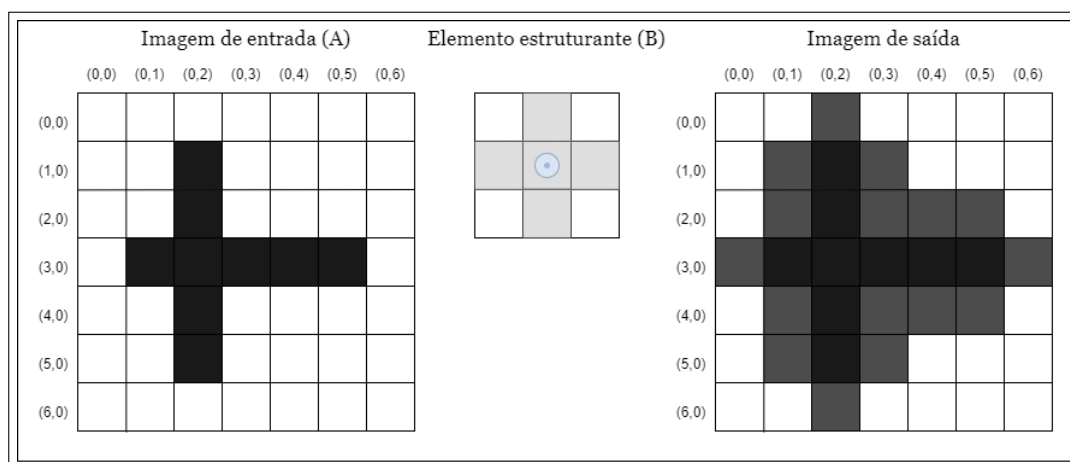


Fonte: Elaborado pelo autor

As operações morfológicas fundamentais são a dilatação e a erosão. Como ilustrado na Figura 9, a dilatação amplia a região de interesse utilizando um elemento estruturante para definir os critérios dessa ampliação (QUEIROZ; GOMES, 2006). Para realizar a dilatação de uma imagem binária  $A$  por um elemento estruturante  $B$ , é necessário verificar se pelo menos um dos vizinhos em  $B$  para cada ponto  $(x, y)$  em  $A$  está contido em  $A$ . Se essa condição for satisfeita, o pixel na coordenada  $(x, y)$  na imagem de saída será modificado. Abaixo é mostrado esse processo matematicamente:

$$A \oplus B = \{x \mid [(B^r)_x \cap A] \subseteq A\} \quad (2.1)$$

Figura 9 – Exemplo de dilatação de A por B



Fonte: Elaborado pelo autor

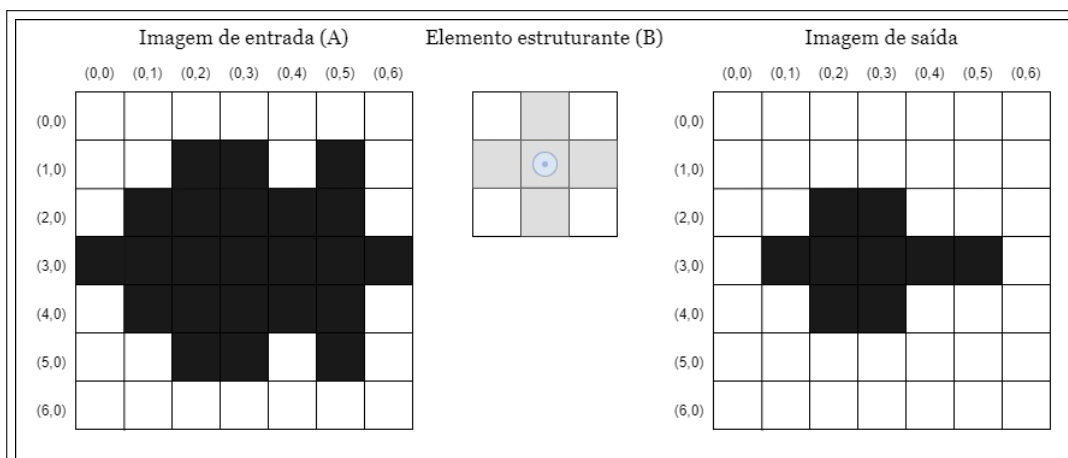
A erosão, como apresentado na Figura 10, por outro lado, reduz essa região removendo pixels que não atendam a esses critérios (QUEIROZ; GOMES, 2006). Para realizar a erosão de uma imagem binária  $A$  por um elemento estruturante  $B$ , é necessário verificar se todos os vizinhos em  $B$ , para cada ponto  $(x, y)$  em  $A$ , estão contidos em  $A$ . Se essa condição for satisfeita, o pixel na coordenada  $(x, y)$  na imagem de saída permanecerá como preto (intensidade mínima, 0), caso contrário,

ele será

transformado em branco (intensidade máxima, 255). Matematicamente, a erosão de  $A$  por  $B$  pode ser definida como:

$$A \ominus B = \{x \mid [(B)_x \cap A] = B\} \quad (2.2)$$

Figura 10 – Exemplo de dilatação de  $A$  por  $B$



Fonte: Elaborado pelo autor

Além das operações morfológicas fundamentais de dilatação e erosão, também existem outras operações que podem ser realizadas por meio da combinação dessas duas. Entre elas, estão a abertura e o fechamento. A abertura consiste na aplicação da erosão seguida da dilatação da imagem original. Essa operação é útil para remover pequenos objetos e ruídos da imagem, além de separar conjuntos com uma ligação fraca. Por outro lado, o fechamento consiste na aplicação da dilatação seguida da erosão da imagem original. Essa operação é útil para preencher buracos e lacunas dentro de objetos na imagem e juntar elementos que estejam muito próximos (GONZALEZ; WOODS, 2009).

Na seção 2.3.2, serão abordados conceitos fundamentais sobre a segmentação de imagens, que de acordo com Gonzalez e Woods (2009) é uma das etapas críticas e sua boa aplicação influencia o sucesso de um sistema.

### 2.3.2 Segmentação de imagens

A segmentação é um processo pelo qual uma imagem é dividida em segmentos significativos, permitindo a separação de uma parte específica, ou a divisão em vários grupos de segmentos (FILHO; NETO, 1999). Essa técnica pode ser baseada em diversos fatores, como: cor, textura, intensidade e outros atributos visuais. O objetivo do processo consiste geralmente em destacar uma área específica ou várias partes constituintes da imagem, visando simplificar a análise e a extração de atributos relevantes.

Segundo Gonzalez e Woods (2009), a segmentação é o processo de particionamento da imagem em subdivisões de interesse que ajudam a resolver um problema específico. Além disso, o autor ressalta que a segmentação é crucial em processos de reconhecimento ou detecção, pois a precisão da segmentação determina o sucesso ou fracasso do projeto. É por meio da segmentação que é possível identificar com clareza os elementos importantes da imagem, permitindo uma análise mais precisa.

Na seção 2.3.3 a seguir, será abordado o processo de limiarização, que é uma técnica amplamente utilizada para segmentar imagens. Além disso, será discutido o funcionamento da limiarização e as etapas envolvidas nesse processo, incluindo a definição do valor de limiar e a aplicação da técnica aos pixels da imagem. Serão apresentados exemplos ilustrativos do uso da limiarização.

### 2.3.3 Limiarização

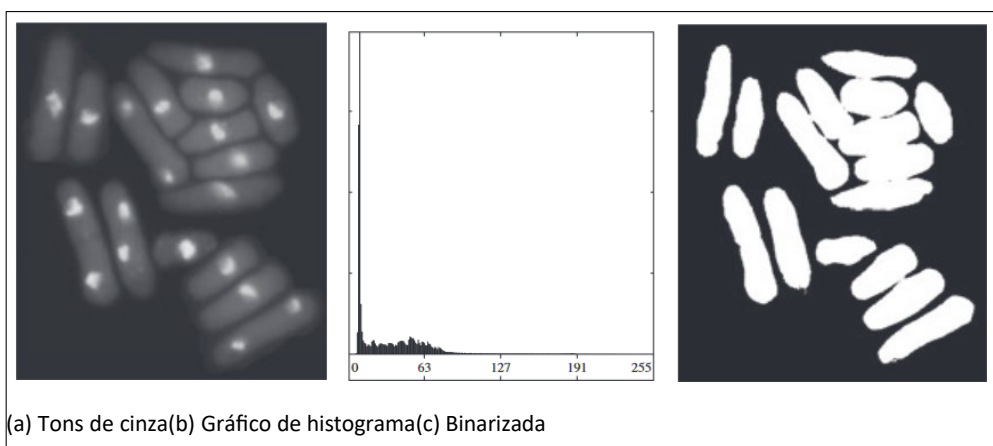
A limiarização (ou *thresholding* em inglês) é um processo utilizado para segmentação de imagens que consiste em particionar uma imagem em duas classes de regiões com base em algum critério de intensidade de cor do pixel. Essa técnica é comumente utilizada para binarizar imagens, ou seja, transformá-las em imagens monocromáticas em preto e branco (FILHO; NETO, 1999).

A limiarização é uma técnica que requer a definição de um valor de limiar (ou *threshold* em inglês). Com este valor definido, todos os pixels que apresentam intensidade de cor acima do limiar são atribuídos a uma tonalidade, enquanto os pixels abaixo desse valor são atribuídos a outra tonalidade, resultando na divisão das regiões em duas tonalidades de cor.

Uma técnica amplamente utilizada para definir o limiar na limiarização é a geração de um histograma que descreve a distribuição estatística da intensidade de cor presente na imagem. Esse histograma representa graficamente o número de pixels associados a cada intensidade, o que proporciona uma melhor compreensão da distribuição das intensidades. Na Figura 11, é possível visualizar o procedimento de limiarização, onde a Figura 11b ilustra o histograma gerado a partir da Figura 11c, resultando na imagem da Figura 11a (QUEIROZ; GOMES, 2006).

Com base na análise do histograma gerado, é possível selecionar um valor de limiar apropriado para a imagem em questão e, assim, realizar o processo de limiarização para binarizar a imagem. Como resultado, os pixels do segmento de interesse adquirem o nível de intensidade máximo (255, branco), enquanto o fundo é representado pelo nível de intensidade mínimo (0, preto). A Figura 11c ilustra esta transformação.

Figura 11 – Histograma de imagem



Fonte: Adaptadas de Gonzalez e Woods (2009)

#### 2.3.4 Conclusão

Durante a leitura deste capítulo, foram apresentadas as fundamentações teóricas que servem como base para a concepção do sistema proposto. Diversas técnicas específicas foram abordadas e serão aplicadas no desenvolvimento do trabalho. Por isso, é imprescindível compreender os conceitos e técnicas apresentados neste capítulo para entender as etapas posteriores do desenvolvimento do sistema.

No capítulo 3, serão apresentadas soluções, propostas e técnicas similares às aquelas apresentadas neste trabalho. Será feita uma contextualização sobre cada uma delas e serão comparados alguns fatores com os da proposta aqui apresentada.

### 3 TRABALHOS RELACIONADOS

A detecção de objetos por meio do processamento digital de imagens é uma área da computação que está em constante desenvolvimento, com diversas soluções sendo criadas para atingir diferentes objetivos. Cada uma dessas soluções é única e específica para o cenário e objetivo em que está sendo empregada. A detecção de elementos ou objetos em uma imagem é um dos procedimentos mais comuns dentro desse campo (GONZALEZ; WOODS, 2009). No entanto, é importante destacar que as dificuldades na detecção de objetos em imagens podem variar amplamente dependendo do tamanho e das características dos objetos. Em particular, a detecção de objetos pequenos pode apresentar desafios significativos, já que a falta de informação visível e a baixa densidade de pixels podem dificultar a identificação desses objetos de forma confiável (LIU et al., 2021; KISANTAL et al., 2019).

Neste capítulo, será abordado uma revisão de trabalhos e pesquisas que envolvem objetivos e objetos de pesquisa similares ao desta proposta. Serão explorados artigos que apresentem técnicas de segmentação, reconhecimento e contagem de organismos pequenos, visto que a detecção desses objetos em imagens é frequentemente um desafio na área de processamento de imagens.

#### 3.1 Contagem de larvas de camarão

Os presentes trabalhos são intitulados "Desenvolvimento de uma ferramenta para reconhecimento e contagem de larvas de camarão"(MORAIS; TAKAHASHI, 2020) e "Aplicação de Deep Learning no reconhecimento de larvas de camarão"(MORAIS; TAKAHASHI, 2021) e desenvolveram uma ferramenta para realizar a contagem automática de larvas de camarão. O trabalho em questão, tal como esta proposta, visa proporcionar maior praticidade a um processo que convencionalmente é realizado inteiramente de forma manual, ao mesmo tempo em que contribui para o avanço tecnológico no cenário da carcinicultura.

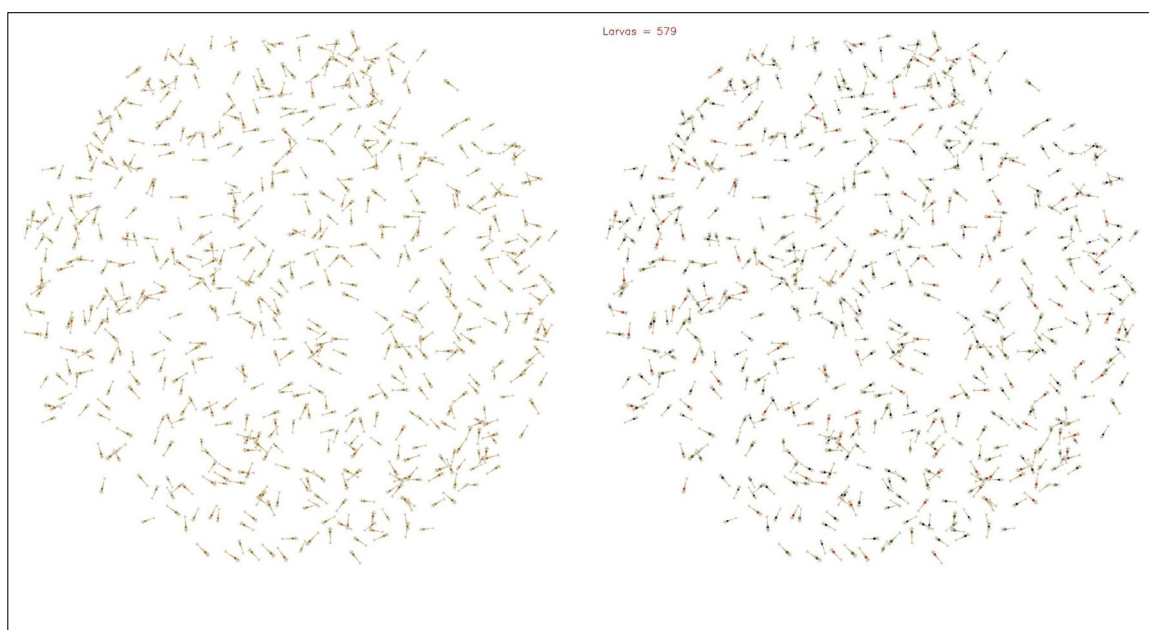
Com o objetivo de realizar testes e validações do sistema, foi desenvolvida uma ferramenta para geração de imagens de larvas de camarões. Tal ferramenta permite criar uma nova figura a partir de uma única amostra de imagem, permitindo a configuração da quantidade, posição, rotação e tamanho das amostras. Além disso, é possível ajustar o tamanho da imagem e a densidade de pixel de acordo com as necessidades específicas do projeto. A criação dessa ferramenta se fez necessária devido aos elevados custos envolvidos na aquisição dos lotes dos organismos, bem como à inviabilidade de mantê-los durante toda a execução do projeto.

No artigo (MORAIS; TAKAHASHI, 2020), foram descritas técnicas de processa-

mento digital de imagem utilizadas no desenvolvimento do sistema. O primeiro passo desse processo é a conversão da imagem colorida para monocromática, uma técnica que transforma uma imagem com tons de cores em uma imagem com níveis de cinza. Em seguida, foram analisados os histogramas de diversas imagens a fim de realizar a binarização. Isso permitiu definir um nível limite de cor para separar a imagem em duas cores distintas, separando as larvas do fundo da imagem. Posteriormente, são realizados os procedimentos de reconhecimento e classificação, que utilizam todos os contornos e áreas em conjunto com o algoritmo k-means para classificar as regiões identificadas como larva ou ruído. As regiões categorizadas como ruído foram descartadas, uma vez que não atendiam ao parâmetro pré-estabelecido para se enquadrar como uma larva. Por fim, os contornos que não foram descartados são contabilizados, resultando na quantidade total de larvas presentes na imagem.

A Figura 12a mostra o resultado da utilização de uma ferramenta de geração de imagens com cerca de 600 larvas. Por sua vez, a Figura 12b apresenta o resultado da contagem dessas larvas, tendo sido detectadas 579 unidades com uma precisão de 96,6%.

Figura 12 – Imagem artificial gerada e contagem



(a) Imagem gerada de larvas de camarão (b) Contagem  
Fonte: (MORAIS; TAKAHASHI, 2020)

No artigo intitulado "Aplicação de técnicas de aprendizado profundo para detecção de múltiplas categorias, poses e saliências" (MORAIS; TAKAHASHI, 2021), os autores exploraram o uso de técnicas de aprendizado profundo no campo da inteligência artificial com o objetivo de detectar múltiplas categorias, poses e saliências. Para alcançar tal objetivo, o autor utilizou o Detectron2 (WU et al., 2019), tecnologia conhecida no contexto da inteligência artificial como Rede Neural Convolutiva (RNC) (ou *Convolutional Neural Network (CNN)*, em inglês). O Detectron2 é um





código aberto que permite a aplicação de técnicas avançadas de detecção de objetos e segmentação de instâncias.

Para a implementação, foram utilizados os modelos pré-treinados do Model Zoo (MODELZOO, 2020), Mask R-CNN R50-FPN e Mask R-CNN R101-FPN, que foram

escolhidos por possuírem menor tempo de treinamento. Para a criação do conjunto de dados de larvas, foi utilizado o Labelme (WADA, 2018), que permite a realização de anotações em imagens, criando áreas de interesse e, a partir disso, gerando conjuntos de dados para a realização de segmentações semânticas.

No estudo conduzido, os autores construíram uma base de dados com 330 imagens contendo pós-larvas, sendo que metade da base tinha anotações automáticas e a outra metade com anotações manuais. Foram utilizados dois métodos para avaliação: k-fold e holdout (KOHAVI, 1995), e os resultados foram comparados utilizando as métricas Mean Average Precision (mAP), Mean Recall (mAR) e F1-score (F1). Com isso, foi possível perceber que a base de anotação automática demonstrou um melhor resultado devido à padronização das anotações.

Por fim, os modelos R50-FPN e R101-FPN foram comparados utilizando uma base de dados de treinamento com 198 imagens contendo 4.172 larvas, uma base de validação com 66 imagens contendo 1.631 larvas e uma base de teste também com 66 imagens contendo um total de 1.563 larvas. Após a avaliação das métricas mencionadas anteriormente e a análise das médias de erro, a precisão média obtida foi de 97,4% de acertos. O autor acrescenta que, apesar dos bons resultados, é possível melhorar os resultados diversificando as condições do ambiente da imagem, generalizando mais o sistema e aumentando a capacidade de detecção.

### **3.2 Análise e contagem automática de filhotes de peixe**

No cenário da aquicultura, a contagem dos organismos é um processo inevitável e essencial, tanto no que se refere à criação e saúde quanto às questões comerciais. No artigo intitulado "Automated Fish Fry Counting and Schooling Behavior Analysis Using Computer Vision"(ou "Contagem automatizada de filhotes de peixe e análise do comportamento de cardume usando visão computadorizada", em tradução livre para o português) (LABUGUEN et al., 2012), é mencionada uma empresa que comercializa diariamente cerca de 3 a 5 milhões de filhotes de peixe. No entanto, o processo de contabilização e empacotamento manual desses filhotes leva cerca de 30 minutos e envolve oito pessoas. Levando em consideração a importância do processo e a falta de precisão da contagem manual, os autores do trabalho propuseram a implementação de um sistema automático de contagem de peixes. Além disso, apresentaram uma nova metodologia para a manipulação dos cardumes utilizando iluminação artificial.

Para a realização de sua pesquisa, os autores construíram uma estrutura física com uma câmera fixada na parte superior, criando assim um ambiente

controlado. Isso

difere da abordagem proposta em nosso trabalho, pois não há uma predefinição fixa para o controle do ambiente das fotografias. Essa diferença resulta em uma qualidade insatisfatória das imagens e uma alta variabilidade das condições de fotografia, o que dificulta a implementação de uma abordagem única para detectar todas as larvas.

Após realizar os processos de segmentação e extração de contornos, os autores utilizaram uma metodologia baseada na mediana e na área para classificar se o elemento em questão é um peixe ou não. Para essa classificação, foi utilizada uma abordagem volumétrica, pois, dependendo do tamanho da área do peixe, ele pode ser equivalente a mais de um peixe. Para isso, foi verificado se a área é maior que a mediana. Nesse caso, ele dividiu a área pela mediana e assumiu que aquela área representa o número de peixes equivalente ao resultado da divisão.

Essa abordagem, também aplicada na proposta do LarvCount, é uma solução simples e eficaz para situações de sobreposição ou ampla proximidade entre os organismos. Nessas circunstâncias, os contornos geralmente se unem, o que pode resultar em áreas maiores. Com a utilização dessa abordagem de divisão, é possível determinar, por exemplo, que determinada área corresponde a dois peixes. Com isso, o autor foi capaz de obter uma média de precisão de 95% de contagem para cardumes de até 700 peixes.

Além disso, os autores utilizaram o desvio padrão, que é uma medida de dispersão de um conjunto de dados, indicando basicamente o quão uniforme é este grupo. Com isso, foi possível analisar que, com o crescimento da quantidade de peixes presentes no cardume, o desvio padrão também aumentava, indicando que o aumento da variação de tamanhos, tanto por meio de casos de sobreposição, que pode deixar a área maior, quanto devido à variação de tamanho dos próprios organismos, pode afetar na contagem.

Na proposta deste trabalho, o desvio padrão foi utilizado não apenas como uma forma de validação, mas também como um atributo para gerar valores utilizados tanto na segmentação quanto na classificação.

### **3.3 XperCout**

Nesta seção, discutiremos o XperCount, um dispositivo físico capaz de contar e dimensionar organismos aquáticos em estágios iniciais. Embora não haja documentação disponível sobre seu funcionamento ou dados de desenvolvimento, os dados técnicos mencionados são baseados em suas características físicas, experiência de uso e conhecimentos técnicos.

O XperCount, ilustrado na Figura 13, utiliza técnicas ópticas e fotônicas para contar e capturar imagens de organismos aquáticos vivos em estágios iniciais (KRAMER, 2018). O equipamento conta com um balde e uma interface digital, cujos componentes mecânicos estão localizados na tampa do balde, como ilustra a Figura 13b.

Diferentemente da solução proposta, o XperCount opera em um ambiente controlado, permitindo uma extração mais precisa de dados, como a morfologia da larva. Contudo, por ser um dispositivo físico e robusto, o XperCount possui um custo elevado de aquisição. Segundo Kramer (2018), o valor do XperCount é de US\$5 mil, o que equivale a aproximadamente R\$26 mil com a cotação atual de R\$5,25. O larvCount, em contrapartida, possui um custo inferior, uma vez que seus procedimentos são realizados virtualmente.

Figura 13 – Balde de contagem automática de larvas de camarão XperCount



(a) Balde completo (b) Tampa do balde com câmeras

Fonte: por (XpertSea, 2019) e adaptadas pelo autor

### 3.4 Larvia

Nesta seção, apresentaremos outro produto que compartilha características similares à ferramenta discutida neste trabalho. O Larvia (LARVIA) é um sistema disponível tanto como aplicativo móvel quanto em formato de website. Sendo um produto comercial, os detalhes sobre os processos elaborados pelo Larvia não podem ser abordados mais detalhadamente.

O Larvia é uma ferramenta que possibilita o monitoramento contínuo do crescimento do camarão desde seu estágio larval até a fase adulta, por meio da captura de imagens e análise utilizando inteligência artificial. Com esta ferramenta, é possível realizar análises precisas desde o estágio larval até a fase juvenil, acompanhando a evolução dos animais em diferentes subestágios de crescimento.

Para realizar as análises no estágio larval, é preciso dispor de uma lâmpada LED, uma placa de petri e uma balança digital. Já em seu estágio juvenil e adulto, além dos já mencionados, é necessário possuir um recipiente branco, como um balde ou gaveta.

Assim como na proposta apresentada neste trabalho, o Larvia utiliza fotografias capturadas por meio de um smartphone. No entanto, é importante ressaltar que o Larvia realiza o registro das fotografias em uma placa de Petri, que é um espaço relativamente pequeno em comparação com o utilizado nas imagens capturadas neste trabalho. Essa redução de espaço permite uma maior aproximação da câmera em relação ao camarão e, conseqüentemente, um maior detalhamento das imagens capturadas.

Além disso, o Larvia requer o posicionamento de uma lâmpada LED para assegurar a iluminação adequada das larvas, o que cria um ambiente mais controlado para a captura das imagens. É importante ressaltar que a falta de controle ambiente pode ser vista como uma limitação da nossa ferramenta, já que a ausência de uma estratégia como essa é uma das atuais limitações do método descrito nesta pesquisa. Vale ressaltar que o Larvia apresenta um alto custo de aquisição, variando de US\$ 125 (cerca de R\$ 656) para 70 fotografias até US\$ 1.750 (em torno de R\$ 9.187) para três mil fotografias. Isso pode sugerir um elevado custo, considerando que as fotografias são geralmente capturadas diariamente.

### **3.5 Conclusão**

Com base na análise dos trabalhos relacionados apresentados neste capítulo, concluímos que a contagem de pós-larvas de camarões é um desafio para a comunidade científica, pois requer abordagens e técnicas específicas para ser realizada de forma eficiente e precisa.

Durante a análise dos trabalhos relacionados, identificamos algumas limitações em nossa abordagem, tais como a influência de fatores externos na análise e a falta de controle sobre a ambientação das fotografias. No entanto, essas análises nos permitiram aprimorar nosso sistema de contagem e conhecer técnicas e abordagens que podem ser utilizadas em conjunto com nosso método para aumentar sua eficiência e precisão. Além disso, as pesquisas apresentadas desenvolveram ferramentas que nos permitiram gerar imagens e avaliar melhor o desempenho de nosso sistema.

No capítulo 4 seguinte será apresentada a metodologia empregada a esta proposta, apresentando a arquitetura de alto nível do sistema, ferramentas que foram utilizadas na concepção do sistema e os meios de aquisição de imagem e a metodologia atribuída a organização das mesmas.

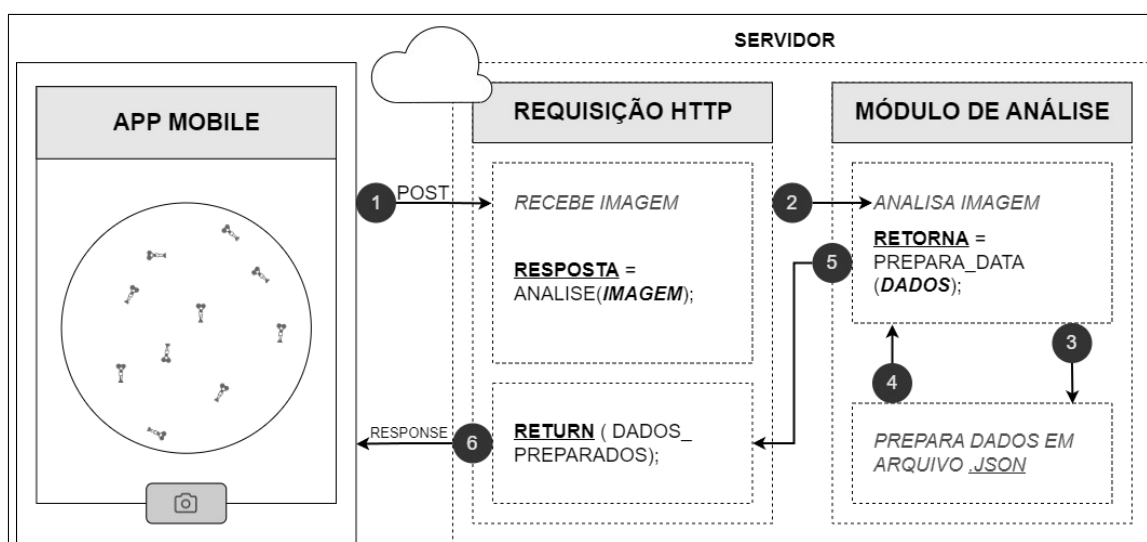
## 4 METODOLOGIA

Neste capítulo, vamos apresentar as metodologias utilizadas na concepção do sistema a ser desenvolvido. Na seção 4.1, serão detalhados os aspectos da estrutura geral do sistema. Na seção 4.2, descreveremos as tecnologias adotadas para o desenvolvimento. Em seguida, na seção 4.3, serão apresentadas as metodologias utilizadas na aquisição das imagens, incluindo as imagens artificiais na seção 4.3.1 e as imagens reais na seção 4.3.2.

### 4.1 Arquitetura Geral do sistema

Considerando que estamos desenvolvendo um sistema de contagem automatizada de pós-larvas, que requer a obtenção de imagens através de um aplicativo móvel, é essencial que haja integração entre essas duas partes. Com isso em mente, a arquitetura geral do sistema é dividida em dois módulos principais: o frontend do aplicativo móvel e o backend do servidor, como ilustrados na Figura 14. O aplicativo é a parte visual do sistema e também o meio pelo qual as fotografias são capturadas. No capítulo 5 de desenvolvimento, na seção 5.1, são abordadas de forma mais detalhada as funções principais da aplicação, bem como aspectos relacionados à sua interface.

Figura 14 – Pipeline geral do sistema



Fonte: Elaborada pelo autor.

Por outro lado, o servidor é a parte interna do sistema, desempenhando o papel de receber, processar a imagem e retornar o resultado para o aplicativo. Sua arquitetura interna engloba dois módulos principais: o módulo de recebimento de requisições e o módulo de análise, responsável pelo processamento das imagens recebidas. Este

último é melhor detalhado no capítulo 5 de desenvolvimento, mais precisamente na seção 5.2 dedicada à análise e contagem.

O processo se inicia com a captura da imagem pelo aplicativo móvel, seguido pelo envio da imagem ao servidor através de uma requisição HTTP. O servidor recebe a requisição e a imagem é convertida para o formato utilizado pelo OpenCV. Em seguida, a etapa de análise processa a imagem, na qual são realizados os principais procedimentos do projeto proposto. Os resultados são formatados para serem convertidos em formato .json e retornados à requisição. Por fim, a resposta é enviada de volta ao aplicativo móvel para ser apresentada ao usuário. O fluxo pode ser observado na Figura 14.

Na seção 4.2 seguinte são abordadas as tecnologias adotadas no desenvolvimento do sistema, incluindo as ferramentas utilizadas para realizar os processos descritos nesta seção.

## **4.2 Tecnologias Adotadas no Desenvolvimento do Sistema**

Durante a elaboração dos processos metodológicos, antes de iniciar as etapas de desenvolvimento do sistema, foram cuidadosamente selecionadas as ferramentas e linguagens que seriam empregadas para atingir o objetivo proposto de forma direta e eficiente. Nesta seção, serão apresentadas as tecnologias adotadas em todo o processo de desenvolvimento do sistema, desde as tecnologias utilizadas na concepção do aplicativo móvel até as linguagens e bibliotecas abordadas nos módulos do servidor. O uso de cada tecnologia será detalhado, bem como sua importância para o desenvolvimento do sistema.

A linguagem de programação Python (ROSSUM; JR, 1995) em sua versão 3.10.4, em conjunto com a biblioteca OpenCV (BRADSKI, 2000) em sua versão 4.6 foram selecionadas para a implementação do módulo de análise responsável pelo processamento e análise das imagens. Essas tecnologias foram escolhidas por serem amplamente utilizadas em processos relacionados a processamento de imagens, além de possuírem uma vasta gama de funcionalidades disponíveis.

Para a implementação dos serviços online da ferramenta, foi escolhido o framework Django (Django, 2013) na versão 1.5, em conjunto com a linguagem de programação Python. A decisão de utilizar o Django foi baseada na simplicidade e segurança oferecidos pelo framework, além da integração que ele oferece com outras bibliotecas em Python. Além disso, o fato de Django ser desenvolvido em Python facilitou a integração entre os módulos de análise e os demais serviços e interfaces da ferramenta. Combinando, então, o uso de Python, OpenCV e Django, foi possível desenvolver a ferramenta de forma mais integrada.

Importante acrescentar que durante o desenvolvimento do projeto, foi utilizado um computador com as seguintes especificações: 16GB de RAM, uma placa gráfica

GTX 1650 de 4GB e um processador Ryzen 1600 da AMD.

No quesito às interfaces da aplicação mobile, optou-se pela utilização do framework React Native (React Native, 2023) em sua versão 0.71, o qual permite a criação de aplicativos nativos tanto para plataformas Android quanto iOS, utilizando a linguagem de programação Javascript (FLANAGAN, 2006). A escolha do React Native se deve, em parte, à sua capacidade de oferecer uma experiência de alto desempenho e performance ao usuário, além da capacidade de desenvolver um único código que funcione de forma nativa em divergentes plataformas. É importante destacar que o React Native é um framework que conta com uma comunidade ativa, oferecendo diversas bibliotecas e componentes prontos para uso que podem ser facilmente integrados às aplicações desenvolvidas, o que reduz o tempo gasto em desenvolvimento de elementos visuais e possibilita a criação de interfaces mais rapidamente.

Na seção 4.3 subsequente, detalharemos como as imagens foram adquiridas, bem como a metodologia empregada para separar e agrupar as imagens, que serão posteriormente utilizadas no desenvolvimento e obtenção dos resultados da pesquisa.

### **4.3 Aquisição das imagens**

Neste projeto, as metodologias e desenvolvimento elaborados são baseados no processamento digital de imagens, tornando-se indispensável a aquisição das mesmas para execução de testes e validações dos resultados. Embora a proposta do projeto seja que as fotografias sejam feitas por meio do aplicativo móvel, inicialmente foi fundamental obter imagens para realizar os experimentos e validações da ferramenta. Nesta seção, serão apresentados os dois meios pelos quais foram adquiridas as imagens utilizadas no projeto, bem como a metodologia empregada para a disposição das imagens.

#### **4.3.1 Imagens artificiais**

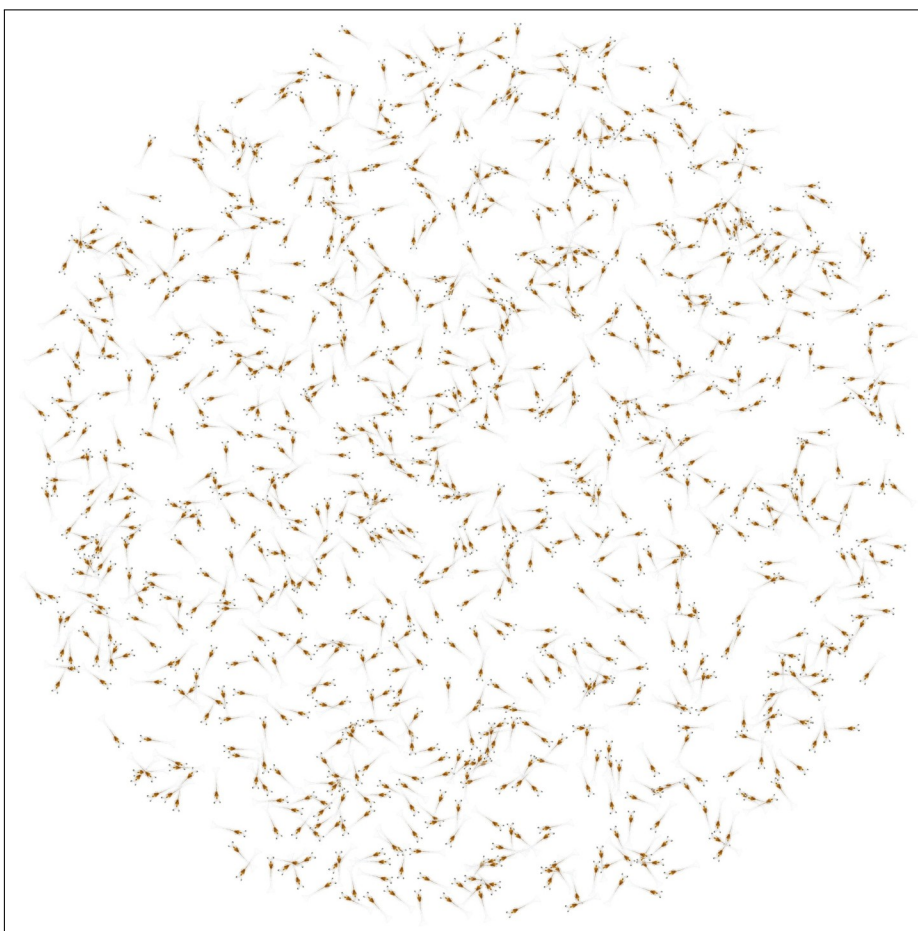
No início do projeto, para realizar testes e avaliar os resultados do desenvolvimento, foi utilizada uma ferramenta desenvolvida por (MORAIS; TAKAHASHI, 2020) mencionada na seção 3.1. Essa aplicação possibilita a geração de imagens contendo um número pré-definido de amostras de outra figura, o que foi muito útil para avaliar a precisão das contagens. A ferramenta desenvolvida teve um papel fundamental no projeto, especialmente em sua fase inicial, devido ao alto custo de aquisição das pós-larvas e à sensibilidade dos organismos, que morreriam rapidamente devido à falta de nutrientes necessários para sua sobrevivência. Além disso, a ferramenta possibilitou a geração de uma base de imagens contendo quantidades conhecidas de pós-larva para a realização de testes, o que foi crucial para o sucesso do projeto.



A base de dados em questão é composta por um conjunto de 600 imagens, com dimensões fixas de  $2412 \times 2412$  pixels (largura e altura). Para estabelecer uma categorização mais precisa das imagens, optou-se por dividi-las em três grupos distintos, denominados sm-pl, md-pl e lg-pl. Cada grupo corresponde a um tamanho específico, sendo que o grupo md-pl possui um tamanho fixo de 0,7 cm. Os grupos sm-pl e lg-pl correspondem, respectivamente, a variações negativas e positivas de 25%, resultando em tamanhos de 0,525 cm e 0,875 cm.

Cada grupo possui 4 subgrupos, que correspondem à quantidade de pós-larvas (PL) em uma imagem, sendo eles: 100, 300, 600 e 1000. Cada subgrupo contém exatamente 50 imagens, totalizando 200 imagens por subgrupo. Por exemplo, a Figura 15 pertence ao grupo lg-pl e contém um total de 1000 pós-larvas geradas.

Figura 15 – Exemplo de figura com amostras geradas artificialmente



Fonte: Geração obtida por ferramenta gentilmente cedida por Morais e Takahashi (2020)

Na seção 4.3.2, serão apresentadas as metodologias empregadas para a aquisição das imagens reais.

### 4.3.2 Imagens Reais

No âmbito da obtenção de imagens para o projeto, tivemos a oportunidade de visitar recentemente um dos laboratórios de produção de pós-larvas de camarão da renomada empresa Potiporã, situada em Touros, um município no estado do Rio Grande do Norte. A Potiporã é uma das principais produtoras de pós-larvas de camarão do Brasil, com uma produção mensal que ultrapassa os 300 milhões de pós-larvas (Seafood Brasil, 2017). Além disso, a empresa possui mais de 2 mil hectares de viveiros destinados à produção de camarão, gerando mais de 1000 toneladas mensais (Panorama da Aquicultura, 2022). É importante destacar que a Potiporã foi agraciada com o certificado *Great Place to Work* no final de 2021, demonstrando a qualidade do ambiente de trabalho e o compromisso da empresa com seus funcionários (Seafood Brasil, 2022).

Essa colaboração com a Potiporã foi fundamental para o projeto, pois permitiu a obtenção de imagens reais das pós-larvas de camarão em diferentes estágios de crescimento como ilustrado na Figura 16. Além disso, a interação com a empresa proporcionou uma visão mais realista da problemática que estávamos enfrentando e das necessidades das empresas do setor.

Figura 16 – Fotografia real das pós-larvas



Fonte: Registrado pelo autor, utilizando pós-larvas gentilmente cedidas pelo laboratório de larvicultura da Potiporã Touros/RN

Durante as nossas visitas à Potiporã, tivemos a oportunidade de testar o balde XperCount (XpertSea, 2019) em conjunto com as fotografias que foram obtidas. Para cada fotografia, realizamos uma contagem automatizada utilizando o balde. Essa abordagem nos permitiu obter dados confiáveis sobre a quantidade aproximada de pós-larvas de camarão presentes em cada fotografia. Infelizmente, não foi possível fotografar todas as fases de desenvolvimento das pós-larvas durante nossas visitas, tanto devido ao tempo limitado disponível como também à disponibilidade dos estágios das mesmas durante o período das nossas visitas. No entanto, conseguimos capturar imagens de duas fases distintas, uma fase relativamente inicial e outra mais avançada. Isso nos possibilitou avaliar o desempenho do sistema baseando-se em dois extremos.

A estrutura das fotografias consiste em dois grupos classificados de acordo com os estágios de pós-larvas (PL). As imagens foram agrupadas com base no número de pós-larvas (PL) encontradas em cada contagem feita com o XpertCount. Em outras palavras, cada agrupamento de fotografias representa uma contagem com um número específico de pós-larvas. Por exemplo, como pode ser observado na Tabela 1, no estágio PL12, para a contagem que resultou em 233 pós-larvas, foram fotografadas 17 imagens.

Tabela 1 – Estrutura do grupo de fotografias reais

<b>Estágios</b>	<b>Agrupamento de fotografia</b>	<b>Quantidade de fotografias</b>
PL03	737	16
	1479	12
PL12	233	17
	581	13
	610	22
	668	12
	883	5
Total imagens		97

Fonte: Elaborado pelo autor

Para realizar as fotografias, foi utilizado o mesmo balde XpertCount, que tem dimensões de 32cm x 32cm x 36cm (comprimento, largura e altura) e um diâmetro de fundo de 25cm. Devido a essas dimensões, foi necessário capturar as imagens a uma distância específica que permitisse cobrir toda a circunferência do fundo do recipiente. Além disso, embora o foco automático se ajuste a diferentes distâncias entre o dispositivo e o objeto da fotografia, ele tende a se concentrar em regiões de

maior contraste. Por essa razão, foi necessário ajustar o foco manualmente para uma profundidade de 0.65, que foi a distância em que as fotos foram capturadas, a fim de obter imagens mais nítidas. Para evitar variação na iluminação, o flash foi ativado durante as fotografias.

Para capturar as imagens, foi utilizado um smartphone modelo M31 da Samsung, que possui quatro câmeras, com resoluções de 64, 8, 5 e 5 megapixels. Isso possibilitou fotografar imagens com dimensões de 3456 x 3456 pixels (largura e altura).

Na seção 4.3.3 seguinte será apresentada conclusão do capítulo, destacando alguns pontos importantes.

### 4.3.3 Conclusão

A metodologia adotada para o desenvolvimento do sistema de contagem de pós-larvas de camarão foi apresentada neste capítulo. Iniciamos com uma descrição da arquitetura geral do sistema, que consiste em dois módulos distintos: o módulo de classificação e análise e o aplicativo móvel, que se comunicam para a realização da contagem.

Discutimos também as principais tecnologias utilizadas no projeto, tanto na criação do módulo de contagem quanto na implementação do aplicativo, o que nos permitiu escolher as melhores ferramentas para a realização de cada tarefa.

Em relação à aquisição de imagens, descrevemos os métodos utilizados, incluindo a geração de imagens artificiais para testes iniciais e a metodologia de captura e agrupamento de imagens reais.

Concluimos que a metodologia empregada foi satisfatória, mas identificamos a necessidade de aplicar mais testes e melhorar a ambientação das imagens reais para aumentar a precisão do sistema de contagem de pós-larvas de camarão

No próximo capítulo (5), serão apresentadas as etapas do desenvolvimento do projeto, incluindo a criação da aplicação móvel de acordo com seus requisitos e a abordagem do módulo de análise. Serão discutidas as principais etapas do projeto e os desafios enfrentados durante o processo de desenvolvimento

## 5 DESENVOLVIMENTO

Neste capítulo, serão apresentadas as principais etapas do desenvolvimento do sistema proposto, começando pela seção 5.1, que trata do desenvolvimento do aplicativo móvel em suas diferentes etapas.

Em seguida, na seção 5.2, serão descritas as etapas de desenvolvimento do módulo de contagem e análise do sistema, abordando as dificuldades enfrentadas e as etapas do desenvolvimento.

### 5.1 Aplicação mobile

O objetivo principal deste projeto consiste em conceber um sistema capaz de realizar análises precisas e confiáveis para a contagem da quantidade de pós-larvas presentes em cada imagem processada, por meio da aplicação de técnicas de processamento digital de imagens. No entanto, considerando a importância da mobilidade e praticidade para o produtor, bem como a necessidade de reduzir custos de produção de equipamentos, foi proposta a ideia de capturar as fotografias por meio de uma aplicação móvel. Dessa forma, o objetivo principal do aplicativo é capturar imagens para a análise, e também armazenar o histórico dessas análises. Assim, ao selecionar uma das análises listadas, é possível visualizar os resultados e gráficos correspondentes.

O planejamento da aplicação mobile é uma parte fundamental do projeto. É importante que todos os requisitos funcionais e não funcionais sejam considerados desde o início para garantir que a aplicação atenda às necessidades do projeto. Além disso, a interface gráfica deve ser bem projetada para proporcionar uma experiência agradável e simples ao usuário, e o fluxo de navegação deve ser intuitivo e direto. Portanto, é essencial que cada etapa do processo de design e desenvolvimento seja cuidadosamente planejada e executada para garantir maior qualidade e praticidade da ferramenta.

Neste contexto, a seguir serão apresentados os procedimentos elaborados durante as etapas de planejamento e construção da aplicação. Primeiramente, na seção

5.1.1 serão apresentados os requisitos funcionais (seção 5.1.1.1) e não funcionais (seção 5.1.1.2). Posteriormente, na seção 5.1.2 serão apresentadas as interfaces gráficas, e por fim, na seção 5.1.3 serão detalhados o fluxo de navegação dentro do aplicativo.

### 5.1.1 Requisitos de sistema

De acordo com MACHADO (2018, p. 25), "Requisitos são objetivos ou restrições estabelecidos por clientes e usuários do sistema que definem as diversas propriedades do sistema". Nesse sentido, as palavras "objetivos e restrições" se referem às funcionalidades que devem ser implementadas e às limitações que as regem. A elaboração dos requisitos é uma das fases iniciais mais cruciais no desenvolvimento de software, uma vez que é por meio da documentação que se define o escopo de todo o projeto. Nessa seção, serão abordados os requisitos funcionais na seção 5.1.1.1 e os requisitos não funcionais na seção 5.1.1.2.

Segundo Vonk (1989, p. 3, tradução livre), "O sucesso de um sistema de informação depende fortemente na qualidade dos requisitos de sistema definidos". A ausência dessa documentação pode levar a erros e atrasos na implementação do software. Nesse sentido, esta seção apresentará os requisitos funcionais e não-funcionais a serem implementados na aplicação, visando uma boa organização, e estruturação do projeto, bem como suas limitações.

Para garantir a priorização adequada dos requisitos, estes foram classificados em três categorias: essencial, importante e desejável. Através desta divisão, é possível identificar a relevância de cada requisito, delimitando as prioridades do projeto e tornando a implementação mais ágil (PRIKLADNICKI; WILLI; MILANI, 2014). Além disso, essa abordagem permite flexibilidade para descartar ou adiar o desenvolvimento de certos requisitos em situações de atraso. A Tabela 2 abaixo apresenta a descrição de cada categoria.

Tabela 2 – Prioridade de requisitos

<b>Prioridade</b>	<b>Descrição</b>
Essencial	São requisitos no qual o sistema não entra em funcionamento. Seu desenvolvimento é imprescindível.
Importante	São requisitos no qual o sistema entra em funcionamento, mas de forma incompleta e não satisfatória.
Desejável	São requisitos desejáveis, porém se não forem implementados o sistema ainda funciona de forma satisfatória.

Fonte: Elaborado pelo autor

#### 5.1.1.1 Requisitos funcionais

Os requisitos funcionais descrevem as funcionalidades específicas que o sistema deve oferecer, além de como deve se comportar em determinadas entradas

(MACHADO, 2018). Descrevendo o que deve fazer e como precisa ser feito. Abaixo, na Tabela 3, estão listados os requisitos funcionais do sistema, junto a uma descrição detalhada de cada um deles, a origem do requisito, e a categoria de prioridade correspondente.

Tabela 3 – Requisitos funcionais

<b>Item</b>	<b>Nome</b>	<b>Descrição</b>	<b>Prioridade</b>	<b>Origem</b>
RF <sub>01</sub>	Tela inicial	O sistema deve apresentar uma tela inicial exibindo informações sobre o projeto e um cartão de ajuda.	Essencial	Sistema
RF <sub>02</sub>	Fotografia	O usuário deve ter a capacidade de capturar fotografias.	Essencial	Usuário
RF <sub>03</sub>	Decisão de prosseguir após fotografia	Após a captura da fotografia, o usuário deve ser capaz de decidir se deseja prosseguir com a imagem ou fazer uma nova captura.	Essencial	Usuário
RF <sub>04</sub>	Enviar imagem para servidor	O sistema deve ser capaz de enviar a imagem para um servidor em nuvem após a captura.	Essencial	Sistema
RF <sub>05</sub>	Mensagem de erro	No caso de falha na análise, o sistema deve exibir uma mensagem de erro	Essencial	Sistema
RF <sub>06</sub>	Manter dados e imagem localmente no aparelho	O sistema deve ser capaz de armazenar localmente a imagem e o resultado das análises realizadas no dispositivo.	Essencial	Sistema
RF <sub>07</sub>	Abrir análise	O usuário deve ter a capacidade de abrir análises específicas e visualizar seus detalhes.	Essencial	Usuário
RF <sub>08</sub>	Deletar análise	O usuário deve ser capaz de deletar uma análise.	Essencial	Usuário
RF <sub>09</sub>	Consulta a dados locais	O sistema deve ser capaz de consultar dados salvos localmente no dispositivo.	Essencial	Sistema

RF <sub>0</sub> 10	Listagem de análises	O sistema deve ser capaz de listar as análises para o usuário.	Essencial	Sistema
RF <sub>0</sub> 11	Filtragem de lista	O usuário deve ser capaz de filtrar a lista de análises por mês/ano e por ordenação.	Essencial	usuário
RF <sub>0</sub> 12	Analisar a partir de imagens salvas no aparelho	O sistema deve permitir realizar análises a partir de imagens salvas no dispositivo.	Importante	Sistema
RF <sub>0</sub> 13	Gerar Relatório em PDF	O sistema deve ter a capacidade de gerar um relatório em PDF sobre a análise realizada.	Importante	Sistema
RF <sub>0</sub> 14	Visualizar imagem individualmente	O usuário deve ser capaz de expandir a visualização da imagem ao apertá-la.	Importante	Usuário
RF <sub>0</sub> 15	Aproximar imagem	O usuário deve ser capaz de aproximar-se em áreas específicas da imagem para melhor visualização.	Importante	Usuário
RF <sub>0</sub> 16	Flash de fotografia	O usuário deve ter a capacidade de decidir manter o flash da câmera ligado ou não.	Importante	Usuário
RF <sub>0</sub> 17	Linha do tempo de análises	O usuário deve ser capaz de visualizar os resultados de um grupo de análises de modo temporal.	Importante	Usuário
RF <sub>0</sub> 18	Marcar pós-larvas	O sistema deve mostrar marcações em cima das pós-larvas detectadas na imagem.	Desejável	Sistema
RF <sub>0</sub> 19	Editar nome das análises	O usuário deve ter a capacidade de editar o nome de uma análise realizada.	Desejável	Usuário

Fonte: Elaborado pelo autor



### 5.1.1.2 Requisitos não funcionais

Ao contrário dos requisitos funcionais, que descrevem as funcionalidades específicas do sistema, os requisitos não funcionais se concentram em aspectos que afetam a qualidade, como desempenho, confiabilidade, segurança, escalabilidade e usabilidade (CHUNG et al., 2000). Estes requisitos dizem a respeito a como determinadas funcionalidades serão entregues e quais as limitações impostas. A definição desses requisitos afeta diretamente a eficiência do sistema, no entanto, visto que a aplicação foi simplificada diretamente ao seu objetivo principal, os requisitos não-funcionais ficarão limitados a performance, eficiência e portabilidade.

A seguir, na Tabela 4, encontram-se listados os requisitos não-funcionais juntamente com seus respectivos nomes e descrições, bem como as categorias de prioridade correspondentes.

Tabela 4 – Requisitos não funcionais

<b>Item</b>	<b>Nome</b>	<b>Descrição</b>	<b>Prioridade</b>
RNF <sub>01</sub>	Meio de implementação da aplicação	O sistema deverá ser desenvolvido utilizando o framework React Native.	Essencial
RNF <sub>02</sub>	Meio de implementação do servidor	O servidor em nuvem deve ser implementado utilizando linguagem Python.	Essencial
RNF <sub>03</sub>	Comunicação cliente e servidor	A comunicação entre cliente e servidor deve ser feita por meio de requisições HTTP.	Essencial
RNF <sub>04</sub>	Tempo máximo de análise	O servidor deve esperar no máximo 30 segundos pela análise ou retornar uma mensagem de erro.	Essencial
RNF <sub>05</sub>	Portabilidade da aplicação	O sistema deve funcionar em dispositivos com sistema operacional Android ou IOS.	Essencial
RNF <sub>06</sub>	Conexão a internet	É essencial que o dispositivo tenha uma conexão com a internet antes de iniciar a captura de imagens.	Essencial
RNF <sub>07</sub>	Permissões a câmera	É essencial que o usuário conceda permissão de acesso à câmera do dispositivo antes de acessar a área de captura.	Essencial
RNF <sub>08</sub>	Foco de câmera	A câmera da aplicação deve estar com foco manual em 0.65 de profundidade.	Essencial

RNF <sub>09</sub>	Mascara de câmara	A máscara da câmara deve ser centralizada no meio do espaço de captura.	Essencial
RNF <sub>10</sub>	Permissões a arquivos locais	É necessário que o usuário forneça permissão de acesso aos arquivos locais antes de começar a captura.	Essencial
RNF <sub>11</sub>	Tempo máximo de resposta de análise	O tempo máximo de resposta para cada análise não deve exceder 20 segundos.	Essencial
RNF <sub>12</sub>	Interface simples	A interface da aplicação deve apresentar um fluxo simples, objetivo e direto.	Importante
RNF <sub>13</sub>	Tempo esperado de resposta de análise	O tempo de resposta para cada análise deve ser inferior a 10 segundos.	Importante
RNF <sub>14</sub>	Transição de telas	A transição entre telas da aplicação deve ser feita de maneira suave.	Desejável
RNF <sub>15</sub>	Abertura de aplicativo	A abertura do aplicativo não deve exceder o tempo mínimo de 2 segundos.	Desejável

Fonte: Elaborado pelo autor

### 5.1.2 Interfaces gráficas

Embora os requisitos de sistema forneçam uma estrutura geral do que precisa ser desenvolvido, é difícil imaginar todas as ideias e necessidades apenas baseando-se neles, tanto para o usuário quanto para o próprio desenvolvedor. De acordo com Vonk (1989), a elaboração de um sistema fundamentando-se unicamente nos requisitos pode resultar em solicitações de mudanças frequentes mesmo após a instalação do sistema. O autor defende que a concepção de protótipos é uma nova forma de definir requisitos. Segundo Vonk (1989), o uso de protótipos é uma abordagem para estabelecer requisitos de sistemas com um alto nível de interação e cooperação do usuário, já que permite uma avaliação e possíveis modificações durante a fase de prototipação, proporcionando uma melhor compreensão das necessidades. Embora os protótipos sejam considerados formas mais eficazes e claras de descrever tanto o funcionamento de um sistema quanto suas interfaces, essa abordagem não exclui a utilização da documentação de requisitos, pois ambos se complementam, sendo a prototipagem somente parte do processo.

Nesta seção, será apresentada uma das fases no contexto da prototipação, que são os protótipos de interface. Essa fase concentra-se na modelagem e compilação dos requisitos definidos, em então, interfaces gráficas. Na Tabela 5, são listados nomes identificando cada uma das interfaces, seguido de suas respectivas descrições e a quais figuras cada item listado está relacionado. Em seguida, nas Figuras 17 e 18, são apresentadas as interfaces da aplicação, sendo cada uma das telas a representação de um estado da aplicação, podendo haver réplicas das mesmas interfaces, porém exibindo estados diferentes.

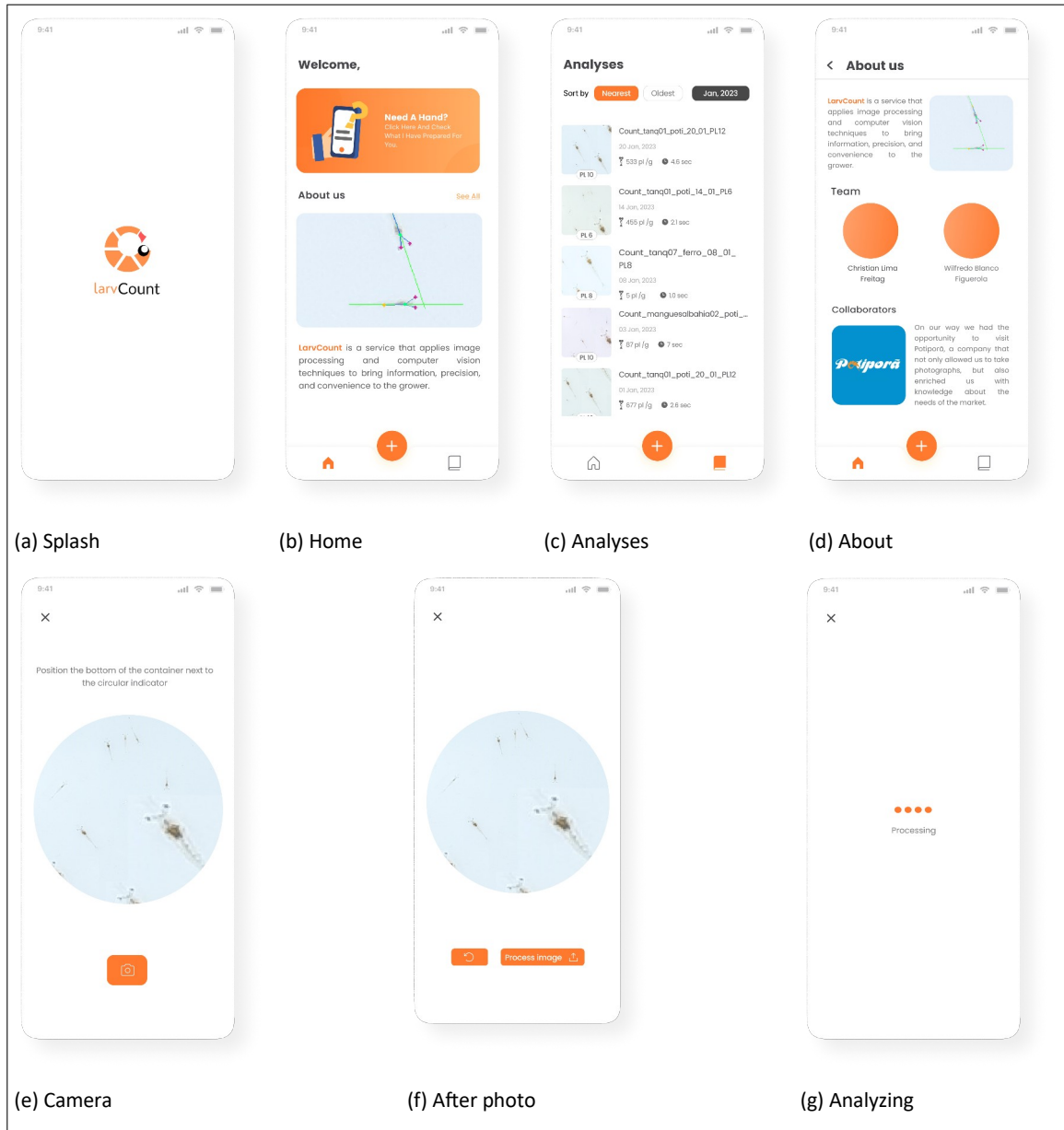
Tabela 5 – Tabela de descrição das telas

<b>Tela</b>	<b>Descrição</b>	<b>Figuras</b>
Splash	Tela de abertura da aplicação, nela é apresentada a logo-marca e o nome da aplicação.	17a
Home	Tela inicial da aplicação.	17b
Analyses	Tela de listagem de todas as análises feitas.	17c
About	Tela que traz uma visão maior sobre a aplicação e o projeto.	17d
Camera	Tela por onde as fotos são capturadas para a análise das pós-larvas.	17e
After photo	Tela exibida após a foto ser capturada, então essa tela permite escolher iniciar a análise ou repetir a captura da imagem.	17f
Analyzing	Tela exibida enquanto a imagem a enviada ao servidor e esta em processo de análise.	17g
Analysis error	Tela exibida no caso de ocorrer algum erro durante o processamento.	18a
Analysis detail: General	Tela para exibir os resultados da análise. Esta tela é focada na exibição da primeira aba, mostrando informações gerais da análise.	18b
Analysis detail: Chart	Tela para exibir os resultados da análise. Esta tela é focada na segunda aba com um gráfico exibindo a disposição de áreas.	18c
Help	Telas exibem um rápido tutorial de como se localizar na aplicação, e também apresenta a melhor forma de capturar as imagens.	18d - 18h

Fonte: Elaborado pelo autor

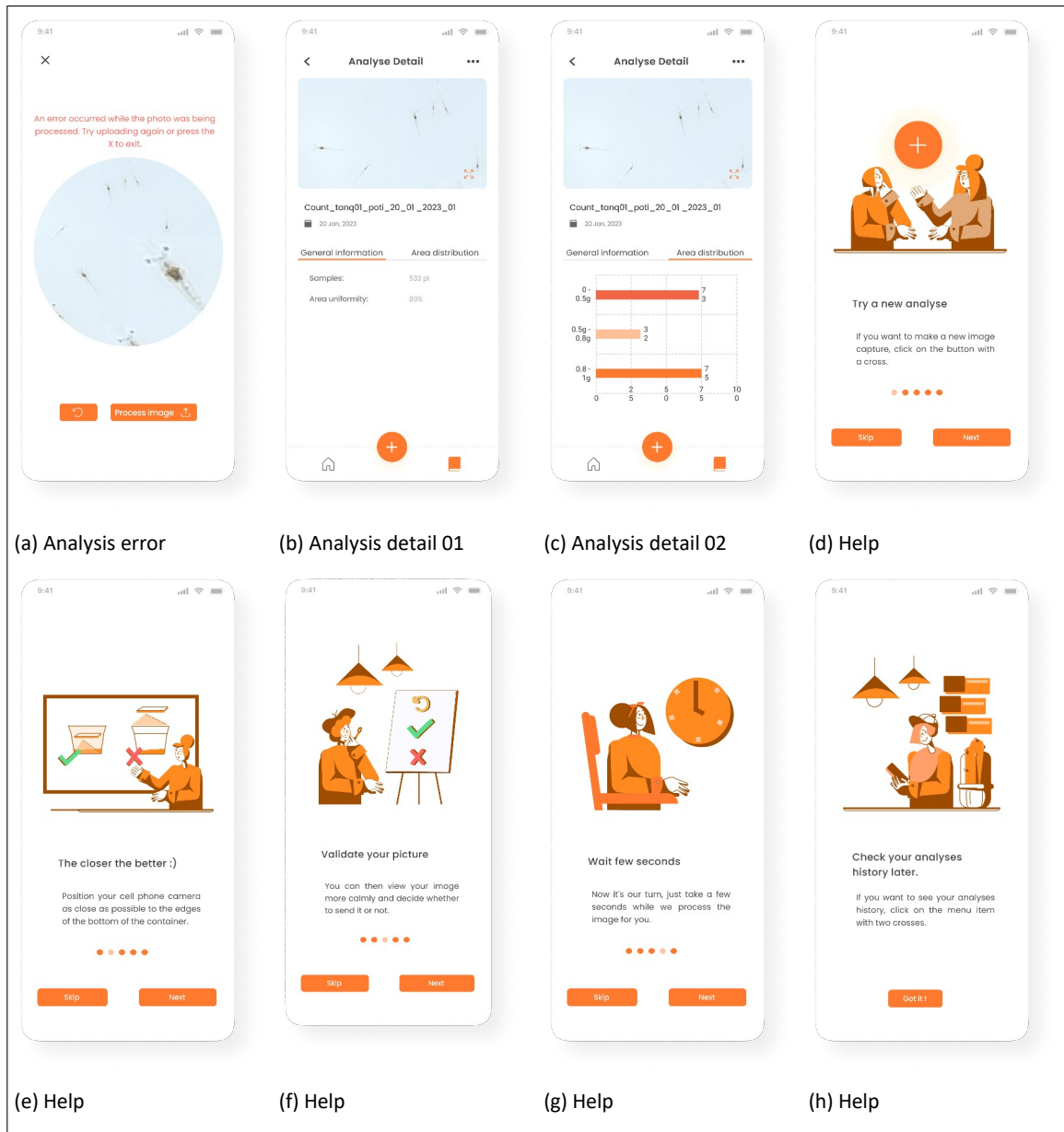
As imagens referentes à Tabela 5, apresentada anteriormente, estão divididas em duas figuras para proporcionar melhor visibilidade das interfaces. As figuras são apresentadas a seguir como Figura 17 e 18.

Figura 17 – Telas da aplicação mobile



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 18 – Telas da aplicação mobile



Fonte: Elaborado pelo autor



## 5.2 Modulo de Classificação e Contagem

Nesta seção, serão apresentadas as dificuldades e procedimentos empregados no processo de análise e contagem das pós-larvas de camarão. Primeiramente, na seção 5.2.1, serão abordadas as limitações relacionadas às imagens e suas implicações para o projeto. Em sequência, na seção 5.2.2 são descritos os passos de desenvolvimento e os respectivos procedimentos executados na concepção da ferramenta.

### 5.2.1 Dificuldades atribuídas a Classificação

A análise e contagem de pós-larvas de camarão através de fotografias capturas por dispositivos móveis pode ser uma tarefa extremamente desafiadora, diferindo totalmente da realidade de quando feitos os procedimentos sob as imagens artificiais. Isso ocorre devido a diversos fatores aos quais serão ilustrados na Figura 20, tais como a grande diversidade de tamanhos das pós-larvas, o seu reduzido tamanho, a falta de padronização e controle do ambiente das capturas de imagem, a presença de sujeiras e detritos na água, sobreposição de pós-larvas e a baixa qualidade das fotografias.

Devido à distribuição de tamanho das pós-larvas, é comum ocorrerem variações ainda que dentro do mesmo subestágio de crescimento como ilustrado na Figura 20a. Essas variações são influenciadas por diversos aspectos, como os atributos da água, alimentação e saúde do crustáceo. Por exemplo, a salinidade pode afetar diretamente o gasto energético da pós-larva (ARANA, 1997). Os produtores buscam manter a maior uniformidade possível, evitando problemas ou perdas futuras relacionadas ao mal desenvolvimento das pós-larvas. Ademais, computacionalmente, a distribuição de tamanhos pode dificultar a elaboração de técnicas que abordem pré-definições fixas na detecção. Uma abordagem pode funcionar em determinado tamanho de pós-larva, mas ser ineficaz em outros.

O tamanho reduzido das pós-larvas é um dos desafios mais significativos para a análise e contagem por meio de fotografias. Devido às suas dimensões diminutas, muitas vezes é difícil obter imagens claras e nítidas que possam ser utilizadas para a contagem e análise precisa das pós-larvas. Conforme ilustrado na Figura 20b, a área de interesse é bastante reduzida, o que dificulta ainda mais a aplicação de metodologias mais elaboradas e abordagens mais precisas. Normalmente, em casos como esse, as abordagens utilizadas envolvem apenas procedimentos de segmentação simples, como a diferenciação de cores, análise de área, posicionamento, clusterização, análises populacionais e outras formas de análise nas quais não é necessário ter uma visão detalhada da amostra.

A falta de controle do ambiente das fotografias é uma limitação para o funcionamento do sistema, conforme mencionado na seção 3.2. A ausência de um padrão na

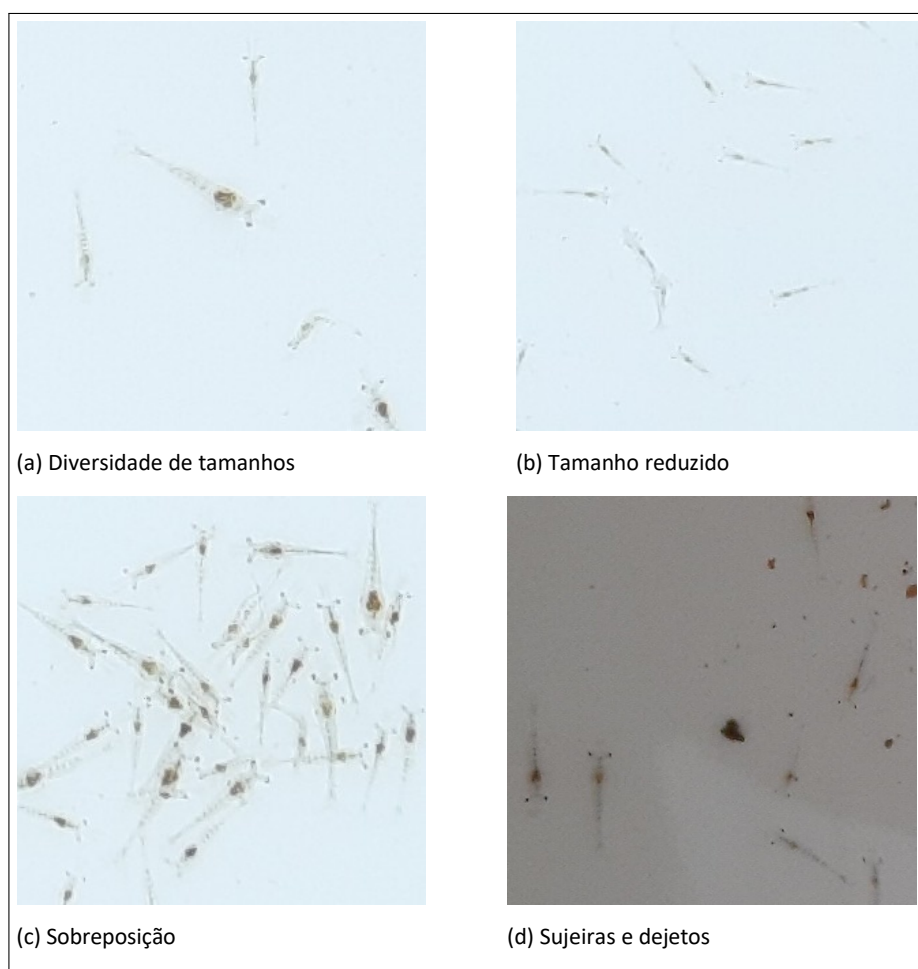
ambientação pode dificultar diretamente o desempenho da aplicação, já que as fotografias podem ser realizadas de diferentes formas, eliminando qualquer uniformidade. Por outro lado, em casos de ambientação controlada como vistos no trabalho apresentado na seção 3.2, e também utilizados pelo XperCount da XpertSea (2019), é possível ter um procedimento mais previsível, visto que a área do recipiente, a iluminação, a distância da câmera e o volume da água podem ser controlados. A padronização da ambientação no qual as análises são feitas, além de ajudar no próprio funcionamento do projeto, também fornece o benefício de dados, já que o ambiente é conhecido e sempre o mesmo.

No entanto, considerando que o objetivo é desenvolver um sistema de análise e contagem de organismos utilizando fotografias capturadas por meio de um dispositivo móvel, com ênfase na mobilidade, acessibilidade e baixo custo, bem como devido ao tempo limitado disponível, as únicas predefinições estão relacionadas ao diâmetro do balde e à distância da câmera para fotografia, conforme mencionado na seção 4.3.2 da metodologia .

Durante a captura de imagens, mesmo com a adoção de medidas preventivas, é comum a ocorrência de detritos e sujeiras que podem interferir no processo de detecção das pós-larvas, como ilustrado na Figura 20d. Nesse contexto, dependendo da abordagem utilizada na detecção, os detritos podem facilmente serem confundidos com as pós-larvas. Além disso, a sobreposição de pós-larvas é outro fator que pode prejudicar o processo de reconhecimento. Esse fenômeno ocorre quando uma ou mais pós-larvas ficam sobrepostas umas sobre as outras, como ilustrado na Figura 20c. É importante ressaltar que essa sobreposição não se restringe apenas ao campo da larvicultura, mas pode estar presente em diversas situações que envolvem o reconhecimento de imagens.



Figura 20 – Exemplos de cenários que dificultam detecção de pós-larvas



Fonte: Elaborada pelo autor

Por fim, a qualidade da imagem capturada pelo dispositivo móvel é um dos fatores que contribuem significativamente para as dificuldades enfrentadas na detecção e contagem de pós-larvas. Embora as tecnologias relacionadas às câmeras dos smartphones tenham melhorado significativamente, esses dispositivos não foram projetados especificamente para essa finalidade. Portanto, mesmo com as melhorias, ainda é desafiador capturar imagens nítidas de numerosos organismos em movimento, sob uma camada de água e a uma distância suficiente para cobrir um diâmetro de 25 cm. Combinado com os vários outros aspectos mencionados anteriormente, isso reduz ainda mais a uniformidade das taxas de detecção e contagem, aumentando o nível de dificuldade do processo.

Destacar essas dificuldades é crucial para facilitar a compreensão do leitor sobre a necessidade de utilizar técnicas específicas durante o processo de desenvolvimento. Na próxima seção (5.2.2), será apresentada a abordagem utilizada para solucionar os problemas mencionados nesta seção.

### 5.3 Conclusão

Ao longo deste capítulo, foi possível constatar a complexidade do processo

de detecção e contagem de pós-larvas de camarão utilizando imagens capturadas por dispositivos móveis. Foram discutidas as principais dificuldades encontradas nesse processo, como a variabilidade morfológica das pós-larvas, tamanho reduzido, sobreposições, presença de detritos nas imagens e a qualidade limitada das imagens capturadas pelos smartphones.

Diante dessas dificuldades, foi necessário o emprego de diversas técnicas para solucionar os problemas encontrados. Foram apresentadas as etapas do desenvolvimento da ferramenta abordando os passos utilizados em sua concepção.

Portanto, é possível afirmar que o desenvolvimento de uma ferramenta para detecção e contagem de pós-larvas de camarão por meio de imagens capturadas por dispositivos móveis é um processo desafiador. No entanto, com o emprego de técnicas apropriadas e aprimoramentos constantes, é possível superar esses desafios e obter resultados satisfatórios. No capítulo seguinte, estes resultados são apresentados e discutidos.

## **6 RESULTADOS**

Após a conclusão das etapas metodológicas e da apresentação das abordagens desenvolvidas neste trabalho, neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos e as avaliações quantitativas e qualitativas realizadas a partir do desenvolvimento do sistema. O objetivo principal é fornecer uma avaliação completa da ferramenta desenvolvida, destacando dados relacionados tanto ao seu desempenho quanto à sua eficiência e limitações em cada cenário de execução.

Para melhor compreensão dos resultados apresentados neste capítulo, o termo 'precisão' refere-se, em geral, à precisão da contagem das larvas em relação a uma contagem anteriormente realizada em condições similares, que possua um resultado conhecido e preciso. Nesse sentido, a precisão da contagem é uma medida de quão exata e consistente é a contagem das larvas. Já quando mencionado o termo "resultados", refere-se a um conjunto de dados que envolve a quantidade de pós-larvas reconhecidas em uma imagem, e sua precisão.

As imagens utilizadas para a execução e obtenção dos resultados apresentados neste capítulo foram divididas entre reais e artificiais. É importante ressaltar que na seção 4.3.2 e 4.3.1 do Capítulo 4 da metodologia foram descritas as denominações relacionadas a seus respectivos agrupamentos. Essas informações são fundamentais para o entendimento das análises realizadas e dos resultados obtidos.

A partir da ferramenta desenvolvida para este trabalho, descrita na seção 5.2.2 do capítulo de Desenvolvimento, foram obtidos os resultados apresentados neste capítulo, incluindo as figuras e gráficos. Na seção seguinte (6.1), são avaliados os resultados das análises, tanto para imagens reais (seção 6.1.1), bem como as artificiais (seção 6.1.2). Posteriormente, na seção 6.2 são apresentados

experimentos avaliativos em relação ao desempenho do sistema.

## 6.1 Avaliação de contagem e precisão

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos através da execução da ferramenta proposta neste trabalho. Para fins avaliativos, os dados obtidos pela ferramenta proposta foram avaliados com base nos resultados obtidos pelo XperCount (XpertSea, 2019). É importante destacar que o XperCount é reconhecido por apresentar bons resultados e possuir níveis elevados de confiança entre seus usuários, incluindo a Potiporã, que utiliza essa ferramenta.

A presente seção foi dividida em duas partes distintas para melhorar a leitura dos dados obtidos. A seção 6.1.1 descreve os resultados obtidos a partir do uso das imagens reais, enquanto a seção 6.1.2 os resultados obtidos com as imagens artificiais.

### 6.1.1 Avaliações com imagens reais

A seção em questão tem como foco a discussão dos resultados obtidos a partir das imagens reais. Ao longo da seção, serão apresentados os resultados obtidos por meio da ferramenta proposta, acompanhados de figuras e gráficos que auxiliarão na compreensão dos dados gerados.

A Tabela 6 apresenta esses dados e as respectivas precisões de detecção das pós-larvas. Para melhor organização da tabela, a primeira coluna utiliza o termo "subE" para referir-se ao subestágio da pós-larva. A coluna "Média das contagens" exibe as médias dos resultados obtidos através de cada uma das fotografias dentro do seu respectivo agrupamento. Na coluna seguinte, são apresentadas as precisões feitas através da média de cada resultado obtido. Por fim, na última coluna, é exibida a média de todas as precisões calculadas individualmente sobre cada resultado.

É importante destacar que a melhora alcançada na penúltima coluna em comparação à última pode indicar uma significativa melhoria nos resultados, caso fossem utilizadas múltiplas imagens em cada análise. Na penúltima coluna, a precisão é calculada com base na média dos resultados obtidos em todo um conjunto de imagens, o que justifica o desempenho superior observado. Outra forma de observar esse fato é comparando os resultados obtidos na nossa coluna com os do XperCount, sendo possível notar que ambos são relativamente próximos.

Tabela 6 – Resultados da contagem de larvas reais em seus subestágios

<b>subE</b>	<b>Contagem com Xper-Count</b>	<b>Quantidade de fotografias</b>	<b>Média de contagens</b>	<b>Precisão da média de contagens</b>	<b>Média das precisões individuais</b>
	737	16	751	98.13%	95.90%

PL03	1479	12	1444	97.63%	96.70%
PL12	233	17	240	97.08%	97.01%
	581	13	582	99.82%	97.56%
	610	22	608	99.67%	96.63%
	668	12	683	97.80%	96.76%
	883	5	880	99.66%	98.35%

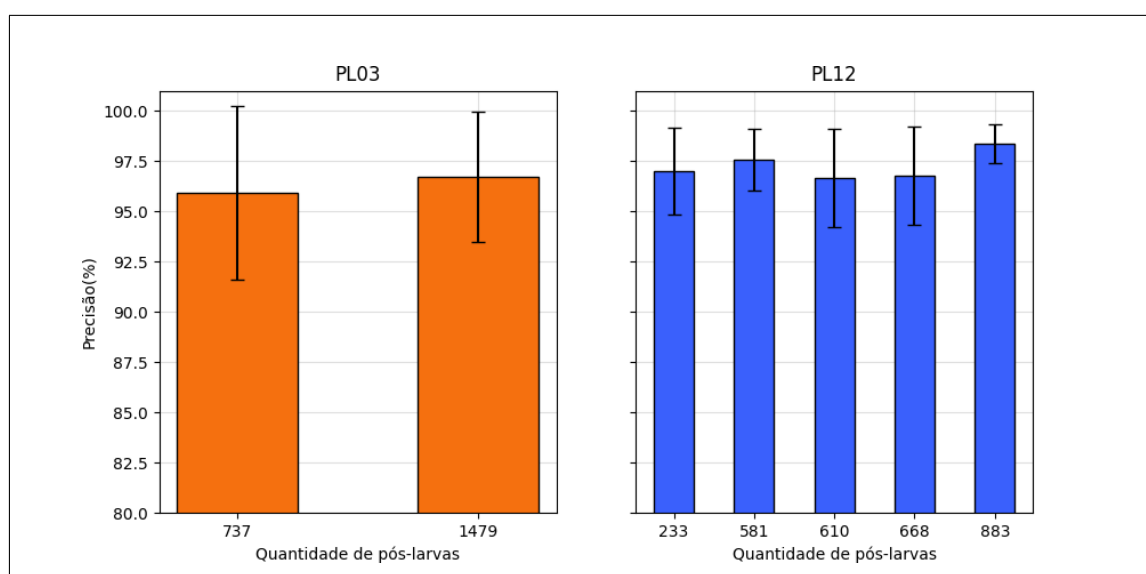
Fonte: Elaborado pelo autor

Com base nas últimas duas colunas da Tabela 6, foi calculado que a média total das precisões foi de 98.60% e 96.99%. No entanto, é importante destacar que, considerando que a aplicação proposta é baseada na captura de uma única fotografia, as médias das precisões individuais representam melhor os resultados obtidos pela ferramenta. Para as imagens do subestágio PL03, as médias totais de precisão de detecção foram de 97.88% e 96.30%, respectivamente. Já para o subestágio PL12, as médias totais foram de 98.01% e 97.26%.

Por meio da Figura 25, é possível visualizar os gráficos relativos a cada subestágio, exibindo a precisão e variância em relação a uma quantidade de pós-larvas. A dimensão das barras representadas na figura indicam a média das precisões obtidas na execução individual de cada imagem, conforme descrito na última coluna da Tabela

6. Cada barra agrupa contagens pelo XperCount, e cada vela exibida acima da barra representa a variabilidade do conjunto de precisões obtidas nas imagens daquele agrupamento de contagens.

Figura 25 – Relação entre precisão de detecção, quantidade de pós-larvas e variância em imagens reais



Fonte: Elaborada pelo autor.

A análise dos resultados mostra que, em poucos casos, devido à falta de

uniformidade das imagens, a precisão foi baixa. No entanto, a maior parte dos resultados manteve-se estável acima dos 95% de precisão, como é possível observar através das velas. Para o subestágio PL03, é possível notar que houve uma variação maior entre as precisões obtidas, o que se deve ao reduzido tamanho das pós-larvas nesse subestágio. Esse tamanho pequeno dificulta a detecção desses organismos. Já para o subestágio PL12, os resultados se mostraram mais estáveis.

É interessante também analisar a relação entre a precisão e a quantidade de pós-larvas, a fim de observar quando o aumento das pós-larvas começa a influenciar a precisão de detecção. No caso do gráfico ilustrado na Figura 25, é possível observar que, para as quantidades apresentadas, a mais alta quantidade (883) não teve influências negativas na precisão de detecção, visto que existe uma grande diferença entre o tamanho das pós-larvas e a área disponível no balde. No entanto, devido ao reduzido número de imagens, não foi possível apresentar um resultado mais detalhado sobre essa relação.

Na seção 6.1.2 a seguir, serão apresentados e discutidos os resultados obtidos nas imagens artificiais, seguindo uma estrutura similar àquela utilizada nesta seção.

### 6.1.2 Avaliações com imagens artificiais

A seção atual tem como objetivo apresentar os resultados obtidos a partir das imagens artificiais mencionadas na seção 4.3.1 do Capítulo de Metodologia. Ao longo dessa seção, serão apresentados os resultados obtidos, acompanhados de figuras e gráficos que auxiliarão na visualização e compreensão dos dados.

Os resultados obtidos por meio da utilização da ferramenta proposta são apresentados na Tabela 7. A organização das colunas na tabela segue um padrão semelhante ao da Tabela 6 da seção anterior (6.1.1). Ademais, assim como nas imagens reais, a coluna que apresenta as precisões médias das contagens evidencia uma melhora significativa em relação à coluna que lista as médias das precisões. Além disso, observa-se que a utilização de imagens artificiais resulta em uma melhora substancial nos resultados, quando comparada à Tabela 6 que relata resultados das imagens reais.

Tabela 7 – Resultados da contagem de larvas artificiais em diferentes gerações

<b>Grupos de geração</b>	<b>Quantidades de pós-larvas</b>	<b>Média de contagens</b>	<b>Precisão da média de contagens</b>	<b>Média das precisões individuais</b>
sm-pl	100	100	100%	99.70%
	300	299	99.33%	99.21%
	600	593	98.85%	98.76%
	1000	979	97.89%	97.85%
	100	100	100%	99.75%

md-pl	300	299	99.33%	99.28%
	600	594	99.01%	98.84%
	1000	977	97.70%	97.70%
lg-pl	100	100	100%	99.38%
	300	300	100%	99.44%
	600	596	99.33%	99.12%
	1000	977	97.70%	97.69%

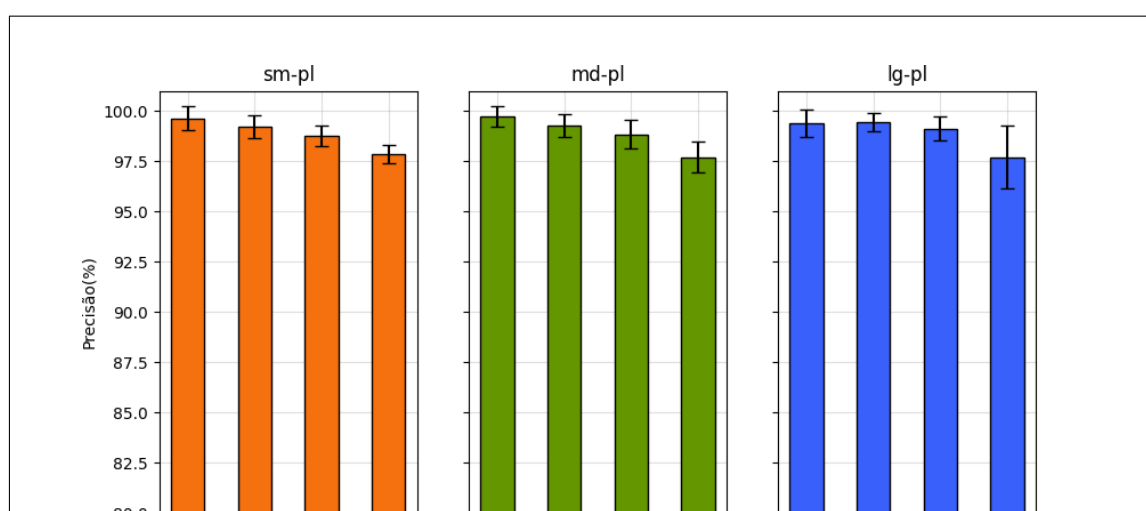
Fonte: Elaborado pelo autor

Devido à qualidade superior, maior nitidez e uniformidade, as imagens artificiais são mais facilmente analisadas, o que tende a resultar em um desempenho melhor na contagem. A média geral das precisões obtidas para todos os grupos nas duas últimas colunas da Tabela 7 foi de 99.1% e 98.90%, respectivamente. Para o grupo sm-pl, a média alcançada foi de 99.01% e 98.88%. O grupo md-pl obteve 99.03% e 98.89%. Por fim, o grupo lg-pl apresentou uma média de 99.25% e 98.90%.

Com o objetivo de comparação e avaliação, os resultados obtidos neste estudo demonstram uma precisão superior em relação aos resultados encontrados na pesquisa mencionada na seção 3.1 do Capítulo de Trabalhos Relacionados. Na pesquisa realizada por Moraes e Takahashi (2020, 2021), que também utilizou imagens artificiais, a abordagem com melhor resultado obteve 97,4% de precisão de contagem, indicando um resultado inferior em comparação ao alcançado neste trabalho, que atingiu uma precisão de 98,88%.

O gráfico apresentado na Figura 26 segue o mesmo padrão do gráfico anterior, ilustrado na Figura 25. Neste caso, porém, são apresentados os resultados para as imagens artificiais, sendo cada barra uma representação da precisão e variância de precisão para um subgrupo das imagens artificiais. Conforme mencionado na seção 4.3.1 do Capítulo de Metodologia, cada subgrupo é relacionado a uma quantidade diferente de pós-larvas. Para facilitar a visualização, cada grupo de geração é representado em um gráfico diferente e ilustrado em diferentes cores.

Figura 26 – Relação entre precisão de detecção, quantidade de pós-larvas e variância em imagens artificiais



Fonte: Elaborada pelo autor.

Observando as velas no gráfico, é possível notar a variância de precisão de cada subgrupo. Apesar de existirem resultados abaixo de 97%, grande parte dos resultados se manteve entre 98% e 100%, evidenciando baixa variabilidade e um nível de estabilidade satisfatório do sistema.

Uma observação interessante pode ser feita ao analisar o gráfico apresentado na Figura 26: à medida que a quantidade de pós-larvas aumenta, a relação entre essa quantidade e a precisão apresenta um declínio. Essa tendência pode ser observada tanto ao analisar as barras quanto ao examinar a variação das velas. Embora a quantidade de pós-larvas tenha aumentado, não houve discrepância em sua variação, o que demonstra um certo nível de estabilidade dentro do limite da sua capacidade de detecção. Esses resultados indicam que para imagens artificiais, seria interessante definir um limite de pós-larvas a serem dispostas ou aumentar a área em que são geradas.

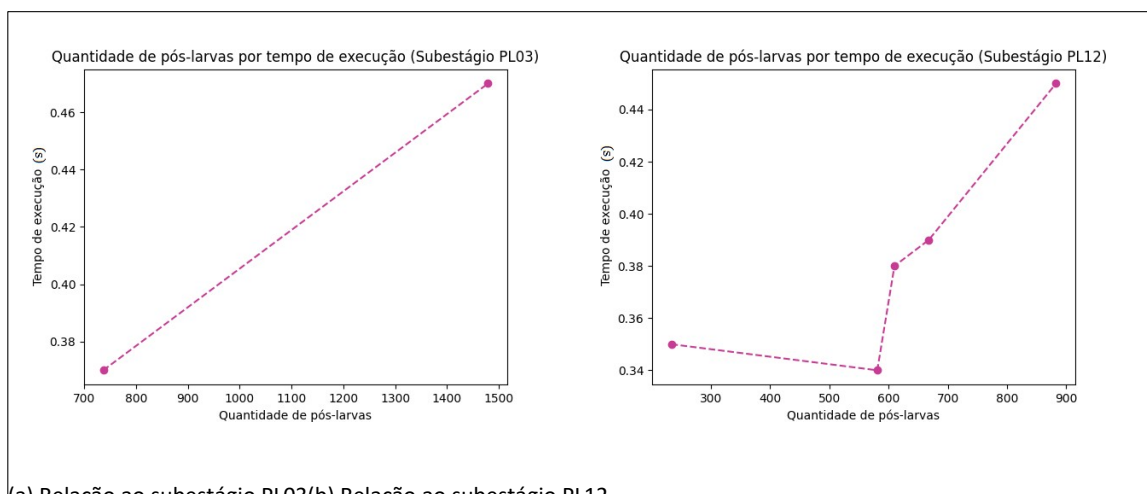
Ao analisar imagens com uma quantidade maior de pós-larvas, observa-se que, devido ao fato de as larvas artificiais terem sido geradas aleatoriamente no espaço da imagem, seu posicionamento não se comporta de forma natural da espécie. Isso permite que elas sejam geradas sobrepostas umas às outras, e à medida que a quantidade de pós-larvas aumenta, essa possibilidade se torna cada vez mais presente. Além disso, em comparação com as imagens reais, o espaço em que as pós-larvas artificiais foram geradas é relativamente menor, o que faz com que fiquem apertadas e sobrepostas.

Na seção seguinte são abordados as avaliações feitas em relação ao desempenho da ferramenta, apresentando Figura de gráficos exibindo a relação entre tempo de execução do sistema e a quantidade de pós-larvas em uma imagem.

## 6.2 Avaliação de desempenho

Nesta seção, faremos uma análise do desempenho da ferramenta proposta em relação à detecção de pós-larvas presentes em imagens, tanto reais quanto artificiais. A análise de desempenho da ferramenta proposta é apresentada na Figura 27, que contém os gráficos para os subestágios PL03 e PL12 (Figuras 27a e 27b). Esses gráficos mostram a relação entre o tempo total de execução e a quantidade de pós-larvas em uma imagem.

Figura 27 – Gráfico exibindo a relação entre quantidade de pós-larvas reais e o tempo de execução (s)

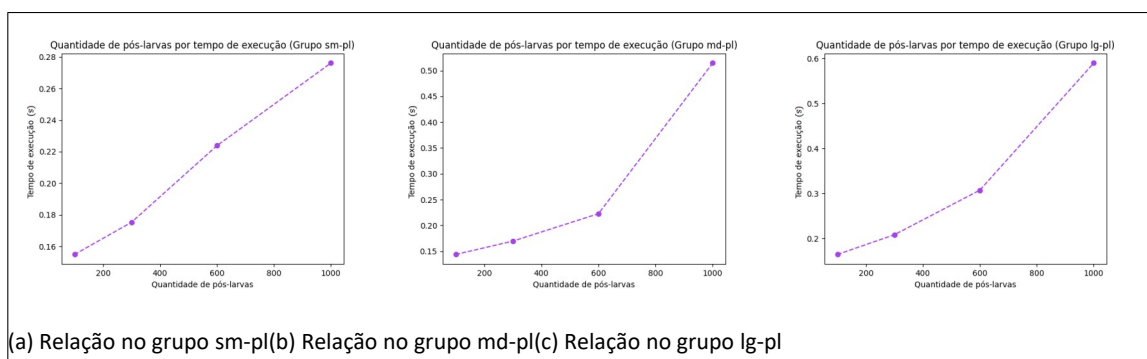


Fonte: Elaborada pelo autor

Observa-se que, embora o tempo de execução seja relativamente curto, o aumento da quantidade de pós-larvas resulta em um tempo de execução maior. Esse comportamento é esperado, uma vez que a detecção de um número maior de objetos requer mais esforço computacional. Apesar disso, os resultados ainda são considerados satisfatórios, uma vez que o tempo total de execução permanece abaixo de 1 segundo mesmo para imagens com maior quantidade de pós-larvas.

A Figura 28 apresenta os resultados obtidos para as imagens artificiais, que foram divididas em grupos sm-pl, md-pl e lg-pl, representados nas Figuras 28a, 28b e 28c, respectivamente.

Figura 28 – Gráfico exibindo a relação entre quantidade de pós-larvas artificiais e o tempo de execução (s)



Fonte: Elaborada pelo autor

Assim como na análise das imagens reais, observa-se um aumento no tempo de execução conforme a quantidade de pós-larvas aumenta, o que era esperado. Esse comportamento é evidenciado pelos resultados apresentados nos gráficos, que mostram uma relação crescente entre o tempo total de execução e a quantidade de pós-larvas nas imagens artificiais.



Os resultados obtidos para as imagens artificiais corroboram os resultados obtidos para as imagens reais, reforçando a efetividade e velocidade da ferramenta proposta.

### **6.3 Conclusão**

Neste capítulo, apresentamos os resultados obtidos com a execução da ferramenta proposta. Inicialmente, descrevemos e listamos em tabelas os resultados relacionados à precisão e contagem de larvas para imagens artificiais e reais. Além disso, exibimos figuras com gráficos que demonstraram a relação entre a precisão e as imagens, permitindo visualizar o nível de estabilidade do sistema.

Também apresentamos os resultados relacionados à relação entre a quantidade de pós-larvas e a precisão. Esses resultados permitem avaliar a quantidade limite de pós-larvas que podem ser dispostas em um recipiente. Por fim, avaliamos o desempenho do sistema em determinadas quantidades de pós-larvas.

Concluindo, o sistema em geral obteve resultados satisfatórios. Observamos que, além dos bons resultados, o sistema apresentou um nível satisfatório de estabilidade em cada análise individualmente. Também pudemos observar os limites de cada tipo de imagem quanto à quantidade de larvas dispostas, permitindo avaliar melhor a quantidade máxima que pode ser disposta sem afetar a precisão. Finalmente, com a avaliação do desempenho, obtivemos um tempo médio de análise inferior a 1 segundo por imagem.

## **7 CONSIDERAÇÃO FINAL E CONCLUSÃO**

Em síntese, este estudo apresentou uma ferramenta avançada baseada em técnicas de visão computacional e processamento digital de imagens para realizar a análise e contagem automática de pós-larvas. Os resultados obtidos neste trabalho foram baseados em imagens reais obtidas por smartphones e imagens artificiais geradas computacionalmente. A precisão média obtida pela ferramenta foi de 96,99% para as imagens capturadas por smartphones, com resultados superiores a 95% em grande parte dos casos. Já para as imagens artificiais, a precisão média alcançou 98,90%, com uma grande parcela das análises individuais apresentando precisão entre 98% e 100%. É importante destacar que o tempo de processamento necessário para contabilizar uma pós-larva foi inferior a um segundo. Além disso, uma aplicação móvel completa foi desenvolvida, permitindo a captura e análise de fotos, bem como a visualização e salvamento dos resultados.

As implicações das tecnologias desenvolvidas neste trabalho são de grande relevância, tendo em vista que a contagem manual de pós-larvas é uma atividade caracterizada pela sua monotonidade e tediiosidade, o que pode levar a uma elevada

propensão a erros. Além disso, ferramentas e aplicações comerciais disponíveis atualmente, como o XperCount e Larvia, apresentam altos custos. A importância desse procedimento é evidenciada pelo fato de que está diretamente relacionado à qualidade da água e à saúde das pós-larvas. A contagem das pós-larvas também é fundamental para o cálculo dos racionamentos diários e para avaliar o desenvolvimento e a saúde de um conjunto de pós-larvas. Com a implementação da ferramenta proposta neste trabalho, é possível automatizar e otimizar esse processo, contribuindo para a eficiência e a precisão da contagem das pós-larvas.

A solução desenvolvida neste estudo apresenta atributos notáveis, tais como a automação e precisão na contagem de pós-larvas. Além disso, essa ferramenta oferece uma forma eficiente de monitorar a saúde desses organismos, permitindo uma contagem precisa e rápida em menos de um segundo de processamento, obtendo resultados satisfatórios. Portanto, é crucial destacar que essa solução pode trazer grandes benefícios para a indústria.

Em relação às pesquisas futuras, o objetivo principal é explorar diversos ambientes de fotografia, utilizando diferentes tipos de recipientes e câmeras, para aprimorar as predefinições ambientais ideais para a análise de pós-larvas. Essa abordagem possibilitará uma adaptação eficiente dos algoritmos a distintas situações, melhorando a eficácia da ferramenta proposta neste estudo.

Para alcançar esse objetivo, é importante explorar diferentes parâmetros relacionados ao código, às predefinições da câmera e da ambientação. Espera-se que essa avaliação possa ser realizada futuramente, proporcionando resultados quanto às melhores predefinições e condições a serem aplicadas na captura e no processamento. Além disso, essa iniciativa permitiria a obtenção de dados adicionais relevantes, como o tamanho das pós-larvas, peso, subestágio larval, entre outros, que podem ser úteis ao produtor para aprimorar as condições de cultivo e realizar análises específicas.

Com base nesses dados, é possível otimizar ainda mais a ferramenta proposta neste estudo, aumentando sua eficácia no monitoramento da saúde das pós-larvas e, conseqüentemente, contribuindo para o desenvolvimento da indústria de carcinicultura.

## REFERÊNCIAS

ABCCAM. História da carcinicultura no Brasil. **Associação Brasileira de Criadores de Camarão**, fevereiro 2011.

\_\_\_\_\_. **Curso Análises Presuntivas e sua Importância para Prevenção e Controle de Enfermidades no Cultivo do L. vannamei**. 2018. Disponível em: <<https://abccam.com.br/wp-content/uploads/2018/08/APOSTILA-CURSO-ANÁLISE-PRESUNTIVA-TIBAU-DO-SUL-RN.pdf>>. Acesso em: 14 de março de 2023. Convênio ABCC/MAPA nº 835849/2016.

\_\_\_\_\_. **Apesar das exportações ultrapassarem 1 milhão de toneladas, os preços do camarão do Equador continuam baixos**. 2022. Disponível em: <<https://abccam.com.br/2022/01/apesar-das-exportacoes-ultrapassarem-1-milhao-de-toneladas-os-precos-do-camarao-do-equador->>. Acesso em: 14 de março de 2023.

ALLAN, Emily L; FRONEMAN, Pierre W; HODGSON, Alan N. Effects of temperature and salinity on the standard metabolic rate (smr) of the caridean shrimp palaemon peringueyi. **Journal of Experimental Marine Biology and Ecology**, Elsevier, v. 337, p. 103–108, 2016.

ARANA, Luis Vinatea. **Princípios Químicos da Qualidade da Água em Aquicultura: Uma revisão para peixes e camarões**. Florianópolis: Editora da UFSC, 1997. ISBN 85-328-0082-3.

ARZOLA, Juan et al. Survival of white shrimp *litopenaeus vannamei* postlarvae at different salinities and temperatures. **Revista MVZ Córdoba**, v. 18, n. suppl. 1, p. 3618–3625, 2013. ISSN 0122-0268.

BARBIERI, Enrico; OSTRENSKY, Antonio. **Camarões Marinhos Reprodução, Matu- ração e Larvicultura**. [S.l.]: Fundação de Estudos e Pesquisas Aquáticas (Fundepes), 2001.

BRADSKI, G. The OpenCV Library. **Dr. Dobb's Journal of Software Tools**, 2000.

Buscar Rural. **Carcinicultura sente recuperação com recuo da pandemia**. 2022. Disponível em: <<https://blog.buscarrural.com/noticias/carcinicultura-sente-recuperacao-com-recuo-da-pandemia>>. Acesso em 13 de dezembro de 2023.

CHUNG, Lawrence et al. **Non-Functional Requirements in Software Engineering**. [S.l.]: Springer US, 2000. ISBN 978-1-4613-7403-9.

DENG, Tianmin; WU, Yongjun. Simultaneous vehicle and lane detection via mobilenetv3 in car following scene. **PLOS ONE**, Public Library of Science, v. 17, n. 3, p. 1–18, 03 2022.

Django. **Django (Version 1.5)**. 2013. Disponível em: <<https://djangoproject.com>>. Acesso em: 28 de Fevereiro de 2023.

DUGASSA, Hailu; GAETAN, De Gyrse. Biology of white leg shrimp, *penaeus vannamei*: Review. **World Journal of Fish and Marine Sciences**, IDOSI Publications, v. 10, n. 2, p. 05–17, 2018. ISSN 2078-4589.

ESPARZA-LEAL, Héctor; XAVIER, João; WASIELESKY, Wilson. Performance of *lito-penaeus vannamei* postlarvae reared in indoor nursery tanks under biofloc conditions at different salinities and zero-water exchange. **Aquaculture International**, v. 24, 10 2016.

FERNANDES, Viviane. **Brasil quer ser mais exportador de camarão do mundo até 2010**. 2004. Disponível em: <<https://memoria.ebc.com.br/agenciabrasil/noticia/2004-01-07/brasil-quer-ser-mais-exportador-de-camarao-do-mundo-ate-2010>>. Acesso em: 14 mar. 2023.

FILHO, Ogê Marques; NETO, Hugo Vieira. **Processamento Digital de Imagens**. Rio de Janeiro: Brasport, 1999. ISBN 8574520098.

FLANAGAN, David. **JavaScript: the definitive guide**. [S.l.]: "O'Reilly Media, Inc.", 2006.

GONZALEZ, Rafael C.; WOODS, Richard E. **Processamento Digital de Imagens**. 3. ed. [S.l.]: Pearson Universidades, 2009. ISBN 9788576054016.

GUAN, Yueqiang; YU, Zhiming; LI, Caiwen. The effects of temperature on white spot syndrome infections in *marsupenaeus japonicus*. **Journal of invertebrate pathology**, Elsevier, v. 83, n. 3, p. 257–260, 2003.

KISANTAL, Mate et al. **Augmentation for small object detection**. arXiv, 2019. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/1902.07296>>.

KOHAVI, Ron. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. In: **International Joint Conference on Artificial Intelligence**. [S.l.: s.n.], 1995. v. 14, p. 1137–1145.

KRAMER, Lauren. **Um peixe, dois peixes: contando com redes de financiamento de tecnologia para empresa de engenharia canadense**. 2018. Disponível em: <<https://www.globalseafood.org/advocate/one-fish-two-fish-fish-counting-tech-nets-funding-for-canadian-engineering-firm>>. Acesso em: 20 de março de 2023.

LABUGUEN, Rollyn et al. Automated fish fry counting and schooling behavior analysis using computer vision. In: . [S.l.: s.n.], 2012.

LARVIA. Disponível em <<https://larvia.ai/larvia/>>. Acesso em 26 de março de 2023. Acesso em 26 de março de 2023.

LIAO, Minghui et al. **Real-time Scene Text Detection with Differentiable Binarization**. arXiv, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.48550/ARXIV.1911.08947>>. Acesso em: 7 de março de 2023. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/1911.08947>>.

LIU, Yang et al. A survey and performance evaluation of deep learning methods for small object detection. **Expert Systems with Applications**, v. 172, p. 114602, 2021. ISSN 0957-4174.

LOPES, Diogo Luiz de Alcantara et al. Determinação da densidade de estocagem ótima do camarão rosa *farfantepenaeus brasiliensis* produzindo em tecnologia de bioflocos durante a fase de berçário. **Atlântica**, Fundação Universidade Federal do Rio Grande, v. 34, n. 2, p. 113–120, 2012.

MACHADO, F.N.R. **Análise e Gestão de Requisitos de Software Onde nascem os sistemas**. [S.l.]: Saraiva Educação S.A., 2018. 24–25 p. ISBN 9788536509693.

MAGALHÃES, Marcelo Estima Seabra de. **Cultivo do camarão marinho *Litopenaeus vannamei* (Boone,1931) em sistema multifásico**. [S.l.]: Universidade Federal Rural de Pernambuco, 2004. Disponível em: <[http://www.tede2.ufrpe.br:8080/tede2/handle/ tede2/6387](http://www.tede2.ufrpe.br:8080/tede2/handle/tede2/6387)>. Acesso em: 14 de março de 2023. Departamento de Pesca e Aquicultura.

MANSSOUR, Isabel Harb; COHEN, Marcelo. Introdução à computação gráfica. **RITA**, v. 13, n. 2, 2006.

MELO, José Marcelo da Costa. **Cultivo do camarão marinho *Litopenaeus vannamei* em sistema intensivo e semi-intensivo na fazenda Aquarium Aquicultura do Brasil Ltda**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal Rural de Pernambuco, Serra Talhada-PE, 2018. Monografia apresentada ao curso de Bacharelado em Engenharia de Pesca da Unidade Acadêmica de Serra Talhada da Universidade Federal Rural de Pernambuco.

MODELZOO. **Detectron2 Model Zoo and Baselines**. 2020. Disponível em: <[https://github.com/facebookresearch/detectron2/blob/master/MODEL\\_ZOO.md](https://github.com/facebookresearch/detectron2/blob/master/MODEL_ZOO.md)>. Acesso em: 06 de março de 2023.

MORAIS, William Arcanjo Mendes de; TAKAHASHI, Adriana. Desenvolvimento de uma ferramenta para reconhecimento e contagem de camarão. In: UNIVERSIDADE DO ESTADO DO RIO GRANDE DO NORTE (UERN). **VIII Semana de Ciência, Tecnologia e Inovação da Universidade do Estado do Rio Grande do Norte - VIII SCTI/UERN/2020**. Natal, Rio Grande do Norte, 2020. Projeto de Iniciação Científica (PIBIC).

\_\_\_\_\_. Aplicação de deep learning no reconhecimento de larvas de camarão. In: UNIVERSIDADE DO ESTADO DO RIO GRANDE DO NORTE (UERN). **X Semana de Ciência, Tecnologia e Inovação da UERN – X SCTI/UERN**. Natal, Rio Grande do Norte, 2021. Projeto de Iniciação Científica (PIBIC).

NUNES, Alberto J.P. **O cultivo de camarões marinhos no nordeste do Brasil**. 2001. Disponível em: <<https://panoramadaaquicultura.com.br/o-cultivo-de-camaroes-marinhos-no-nordeste-do-brasil>>. Acesso em: 14 mar. 2023.

Panorama da Aquicultura. **Potiporã: trabalhando a cadeia do camarão de ponta a ponta para garantir qualidade**. 2022. Disponível em: <<https://panoramadaaquicultura.com.br/potipora-trabalhando-a-cadeia-do-camarao-de-ponta-a-ponta-para-garantir-qualidade/>>. Acesso em: 10 de março de 2023.

POH, Yong. Feed management improves profit in shrimp farming. 07 2014.

PORIKLI, Fatih. Constant time  $O(1)$  bilateral filtering. In: . [S.l.: s.n.], 2008.

PRETO, Artur de Lima et al. Efeito da densidade de estocagem sobre o biofilme e o desempenho de pós-larvas do camarão-rosa *farfantepenaeus paulensis* cultivadas em gaiolas. **Produção Animal**, Sociedade Brasileira de Zootecnia, v. 35, n. 6, p. 1071–1079, 2005.

PRIKLADNICKI, R.; WILLI, R.; MILANI, F. **Métodos Ágeis para Desenvolvimento de Software**. [S.l.]: Bookman Editora, 2014. ISBN 978-85-8260-208-9.

QUEIROZ, José; GOMES, Herman. Introdução ao processamento digital de imagens. **RITA**, v. 13, p. 11–42, 01 2006.

React Native. **Introduction to React Native**. 2023. Disponível em: <<https://reactnative.dev/docs/getting-started>>. Acesso em: 28 de Fevereiro de 2023.

ROSSUM, Guido Van; JR, Fred L Drake. **Python reference manual**. [S.l.]: Centrum voor Wiskunde en Informatica Amsterdam, 1995.

SCHULTHEISS, Manuel et al. A robust convolutional neural network for lung nodule detection in the presence of foreign bodies. **Scientific Reports**, v. 10, n. 1, p. 12987, 2020. ISSN 2045-2322.

Seafood Brasil. De cabeça erguida: Carcinicultura se levanta com trabalho de resistên- cia nos laboratórios. **Seafood Brasil**, v. 22, 2017. ISSN 2319-0450.

\_\_\_\_\_. **PPM 2020: Carcinicultura em crescimento pelo terceiro ano consecutivo**. 2021. Disponível em: <<https://www.seafoodbrasil.com.br/ppm-2020-carcinicultura-em-crescimento-pelo-terceiro-ano-consecutivo>>. Acesso em: 23 de março de 2023.

\_\_\_\_\_. **Potipora projeta salto de produção de até 50% em 2022**. 2022. Disponível em: <<https://www.seafoodbrasil.com.br/potipora-projeta-salto-de-producao-de-ate-50-em-2022>>. Acesso em: 01 de Março de 2023.

SEBRAE, Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas. **Criação de Camarão Cartilha Básica**. 2018. Disponível em: <<https://www.sebrae.com.br/Sebrae/Portal%20Sebrae/UFs/RN/Anexos/Aquicultura-Criacao-de-Camaracao-Cartilha-Basica.pdf>>. Acesso em: 14 de março de 2023.

SENAR. **Larvicultura de camarão marinho: do náuplio a pós-larva**. 1. ed. Brasília: SENAR, 2016. 104 p. CDU - 639.512. ISBN 978-85-7664-142-1.

SOARES, Mariana; EVANGELISTA, Daniele Kl"oppel Rosa; PEREIRA, Alitiene Moura Lemos. **Boas práticas de manejo e de biossegurança na carcinicultura para convivência com enfermidades**. Palmas, TO: Embrapa Pesca e Aquicultura, 2021. (DOCUMENTOS, 44). ISSN 2318-1400.

SOUSA, J.P. de Júnior; TEIXEIRA, K.H.; LIMA, R.C. Camarao brasileiro: uma análise comportamental dos precos brasileiro e internacional. **Revista de Política Agrícola**, Epagri-Sede, v. 16, n. 3, p. 66–75, 2007.

SPECK, R.C. et al. Efeitos de diferentes densidades de estocagem sobre o crescimento e a sobrevivência de pós-larvas de *penaeus paulensis* (pérez-farfante, 1967) em sistema de berçário. In: MCR AQUACULTURA. **Anais**. [S.l.], 1993. p. 369–383.

SZELISKI, Richard. **Computer Vision: Algorithms and Applications**. 1. ed. [S.l.]: Springer, 2010. 812 p. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/978-1-84882-935-0>>. Acesso em: 12 de março de 2023. ISSN 1868-0941. ISBN 978-1-84882-935-0.

TOMASI, C.; MANDUCHI, R. Bilateral filtering for gray and color images. In: **Sixth International Conference on Computer Vision (IEEE Cat. No.98CH36271)**. [S.l.: s.n.], 1998. p. 839–846.

VONK, Roland. **Prototyping : the effective use of CASE technology**. London: Prentice-Hall International, 1989. ISBN 0137315899.

WADA, Kentaro. **labelme: Image Polygonal Annotation with Python**. [S.l.]: GitHub, 2018. Disponível em: <<https://github.com/wkentaro/labelme>>. Acesso em: 07 de março de 2023.

WU, Yuxin et al. **Detectron2**. 2019. Disponível em: <<https://github.com/facebookresearch/detectron2>>. Acesso em: 09 de março de 2023.

XpertSea. **Meet the XperCount2**. 2019. Disponível em: <<https://freshbydesign.com.au/wp-content/uploads/2019/03/XperCount-Brochure.pdf>>. Acesso em: 03 de Março de 2023.