

Sistema WEB para Diagnóstico Automatizado por Imagem com Suporte a Diferentes Modelos de Classificação Microscópica

Lucas B. M. de Souza¹, Kawan S. Dias², Armando L. Borges², Viviane B. L. Dias², Clésio de A. Gonçalves³, Rafael L. Araújo^{1,4}, Clara E. S. Sátiro, Ana Carolina L. Pacheco⁵, Romuere R. V. e Silva^{1,2}

¹Ciência da Computação, Universidade Federal do Piauí, Teresina, Brasil

²Sistemas de Informação, Universidade Federal do Piauí, Picos, Brasil

³Departamento de Informática, Instituto Federal do Sertão Pernambucano Ouricuri, Brasil

⁴Departamento de informática, Instituto Federal do Piauí, Picos, Brasil

⁵Ciências Biológicas, Universidade Federal do Piauí, Picos, Brasil

lucasbezerraufpi527@ufpi.edu.br, romuere@ufpi.edu.br

Abstract. Neglected diseases, such as Leishmaniasis, primarily affect tropical regions and can have a severe impact on public health, especially in developing countries. Based on this premise, this study proposes a low-cost system for the automated capture and classification of images from microscopy examinations, capable of supporting multiple models for detecting different diseases, including Human Visceral Leishmaniasis (HVL) and Canine Visceral Leishmaniasis (CVL). The deep learning models integrated into the system — InceptionV3 for HVL and YOLOv8 for CVL — achieved accuracies of 98,7% and 82,2%, respectively. Additionally, an automated image capture platform was developed, enabling standardized and cost-effective acquisition of microscopic images. Usability tests demonstrated high user acceptance of the system, highlighting its intuitiveness and efficiency in slide analysis.

Resumo. As Leishmanioses são doenças negligenciadas que afetam principalmente regiões tropicais e podem resultar em um grave impacto na saúde pública, especialmente em países de terceiro mundo. Com base nisso, este trabalho propõe um sistema de baixo custo para efetuar a captura e a classificação de imagens baseadas em exames de microscopia, de forma automática, capaz de suportar múltiplos modelos para a detecção de diferentes doenças, incluindo Leishmaniose Visceral Humana (LVH) e Leishmaniose Visceral Canina (LVC). Os modelos de aprendizado profundo integrados ao sistema — InceptionV3 para LVH e YOLOv8 para LVC — alcançaram 98,7% e 82,2% de precisão, respectivamente. Além disso, foi desenvolvida uma plataforma de captura automatizada, que permite a aquisição de imagens microscópicas de forma padronizada e de baixo custo. Os testes de usabilidade demonstraram uma boa aceitação do sistema, destacando sua intuitividade e eficiência na análise de lâminas.

1. Introdução

As Leishmanioses são um grupo de infecções protozoárias enzoóticas e zoonóticas que figuram entre as doenças tropicais negligenciadas (DTNs), sendo encontradas em todos os continentes, exceto na Oceania. Consideradas algumas das doenças infecciosas mais comuns, as DTNs englobam cerca de 20 infecções causadas por parasitas, bactérias, vírus, protozoários e helmintos [Wamai et al. 2020]. Como 90% da carga de *Disability Adjusted Life Years* (DALYs) da LV resulta dos anos de vida perdidos devido à mortalidade prematura, a doença é quase sempre fatal na ausência de tratamento. No Brasil, foram registrado 50.372 casos de Leishmaniose Visceral Humana (LVH) entre 2007 e 2024, resultando em 3.944 óbitos e uma taxa de letalidade de 7,03% [Ministério da Saúde 2024].

As Leishmanioses são patógenos intracelulares que invadem as células fagocitárias do hospedeiro [Santos et al. 2023]. Podem ser descritas aproximadamente 53 espécies de *Leishmania*, na qual 31 são parasitos de mamíferos e 20 são patogênicas aos seres humanos. As espécies podem causar duas manifestações clínicas principais, a Leishmaniose Tegumentar (LT) e Visceral (LV) [Akhoundi et al. 2016]. A transmissão ocorre por meio da picada de flebotomíneos infectados, que ao se alimentarem do sangue do hospedeiro inoculam os protozoários presentes em suas glândulas salivares, permitindo a infecção e disseminação do parasita [Castro 2023].

Em humanos, a LVH manifesta-se com febre recorrente, perda de peso, esplenomegalia, hepatomegalia e anemia [Organização Mundial da Saúde 2023]. Em cães, os sinais clínicos mais comuns incluem dermatite, úlceras cutâneas, anemia, alterações oculares, insuficiência renal, febre e linfadenopatia, embora muitos animais permaneçam assintomáticos, mesmo atuando como reservatórios do parasita [Koutinas and Koutinas 2014].

A microscopia de material aspirado, especialmente da medula óssea, continua sendo amplamente utilizada e é considerada o método de referência para identificação da doença [Silva et al. 2014]. Este método baseia-se na identificação de formas amastigotas, que são estágios intracelulares do parasita caracterizados por sua forma oval e presença de núcleo e cinetoplasto, localizadas dentro de macrófagos, células de defesa do sistema imunológico responsáveis pela fagocitose [Rios et al. 2022]

Estudos têm avançado no uso de algoritmos para auxiliar no diagnóstico da LV. O trabalho de [Borges et al. 2024] desenvolveu algoritmos para identificação do parasita em lâminas de microscopia, contribuindo para a automação do diagnóstico da Leishmaniose Visceral Canina (LVC) e para o aprimoramento das estratégias de vigilância e controle. De forma semelhante, [Gonçalves et al. 2023] propôs um método baseado em técnicas de *machine learning* para detecção de amastigotas, focando no diagnóstico de LVH. Entretanto, esses estudos não ofereceram uma interface gráfica que permitisse aos usuários finais interagir diretamente com as ferramentas, limitando sua acessibilidade e praticidade para aplicação no contexto clínico.

O objetivo deste estudo é o desenvolvimento de uma aplicação WEB voltada para o diagnóstico de LVH e LVC. A aplicação permite que os usuários submetam imagens de lâminas de microscopia para classificação automática por modelos baseados em InceptionV3 [Szegedy et al. 2016] e YOLOv8 [Ultralytics 2023]. Além disso, inclui uma plataforma automatizada de captura de imagens que reduz a necessidade de manipulação manual do microscópio. Assim, o sistema escaneia a lâmina, processa as imagens e rea-

liza a detecção da doença, conforme o tipo de doença selecionado.

2. Trabalhos Relacionados

Nesta seção, serão apresentados trabalhos que possuem objetivos similares ao desta proposta. Com a busca na literatura acerca do tema, foram utilizados como mecanismos de busca *Scopus* e *Google Scholar*, onde foram priorizadas as bases acadêmicas IEEE, Springer e AIP Publishing. As strings de busca foram: “*Microscopy*”, “*Disease*”, “*Automated*”, “*Analysis*”, “*low-cost*”, “*Arduino*”. Os estudos encontrados foram analisados de acordo com seu conteúdo, procurando informações importantes que possam contribuir no desenvolvimento deste trabalho e auxiliar na obtenção dos resultados.

O estudo de [Delahunt et al. 2015] propõe um microscópio de baixo custo com visão computacional embarcada para diagnóstico de doenças, aplicado à detecção de malária. O dispositivo analisa $0,1 \mu\text{L}$ de sangue em 20 minutos e possui um custo estimado entre 1500-4000\$. Testes de campo na Tailândia demonstraram sua eficácia.

O estudo de [Jagannadh et al. 2015] propõe uma plataforma móvel de diagnóstico celular baseada em microscopia, capaz de detectar infecções em amostras reduzidas, sem a necessidade de hardware computacional adicional. O sistema, voltado para o diagnóstico de malária, foi desenvolvido com foco em baixo custo de operação, visando uso em áreas rurais. A pesquisa apresenta a versão inicial de um microscópio optofluídico automatizado para diagnósticos citológicos, dispensando a necessidade de um profissional.

No trabalho [García-Villena et al. 2021], é desenvolvida uma plataforma de análise de microscopia baseada em *slide scope microscopy*, focada na captura de imagens digitais com baixo custo e portabilidade. A estrutura foi impressa em 3D, utilizando um microcontrolador ESP-32 e motores de passo para movimentação. A captura das imagens foi realizada com um celular equipado com câmera de 1440×1080 pixels.

No estudo [Oyibo et al. 2022], é apresentada a solução *Schistoscope*, utilizada na detecção de ovos de *Schistosoma haematobium*. Embora voltado a esse caso, seu uso não se limita a essa aplicação. O sistema utilizou um *dataset* com 5000 imagens para treinamento e se destacou pela marcação de pontos de interesse e pelo ajuste automático de foco, aumentando a visibilidade das amostras e a eficácia dos resultados.

No trabalho de [Gordon et al. 2022], é proposta uma plataforma de análise de baixo custo e fácil utilização, voltada para regiões remotas com recursos limitados. O diferencial do sistema é a utilização de iluminação visível monocromática combinada com uma lente objetiva asférica *singlet* de longa distância. O protótipo apresentou correlação linear com microscópios de bancada, atingindo um limite de detecção de 0,18 parasitas por 100 hemácias.

A Tabela 2 apresenta uma comparação das características dos trabalhos relacionados, destacando os principais aspectos técnicos e os custos envolvidos em cada solução. Observa-se que a proposta desenvolvida neste estudo se diferencia por um custo menor, em grande parte devido ao fato de a plataforma de captura ser acoplada a um microscópio óptico já existente, eliminando a necessidade de construção de um novo dispositivo microscópico. Essa abordagem possibilita a utilização de equipamentos laboratoriais convencionais, reduzindo os custos e facilitando a implementação em diferentes ambientes de pesquisa.

Trabalho	Auto foco	Requisitos Adicionais	Custos
Delahunt et al.	Sim	Câmera externa.	USD\$ 1500-4000
Veerendra et al 2015	Não	Acesso à internet; Aparelho celular com câmera.	Baixo custo (Não especificado)
García-Villena et al 2021	Não	Câmera de celular	Baixo custo (Não especificado)
Oyibo et al 2022	Sim	Câmera externa.	USD\$ 250-500
Gordon et al 2022	Sim	Câmera externa	USD\$ 1300
Este Trabalho	Não	Microscópio biológico; Câmera externa.	R\$ 305

3. Materiais e métodos

Esta seção descreve a metodologia e arquitetura do projeto desenvolvido. A Figura 1 apresenta o fluxo de processamento do sistema desenvolvido para a análise de imagens microscópicas de *Leishmania*. O processo inicia-se com a aquisição das imagens a partir da plataforma de captura acoplado a um microscópio ou submissão manual, em seguida as imagens são processadas no servidor, onde os modelos cadastrados no sistema, InceptionV3 e YOLOv8, realizam a detecção para determinar a presença amastigotas nas imagens de lâmina humana ou canina.

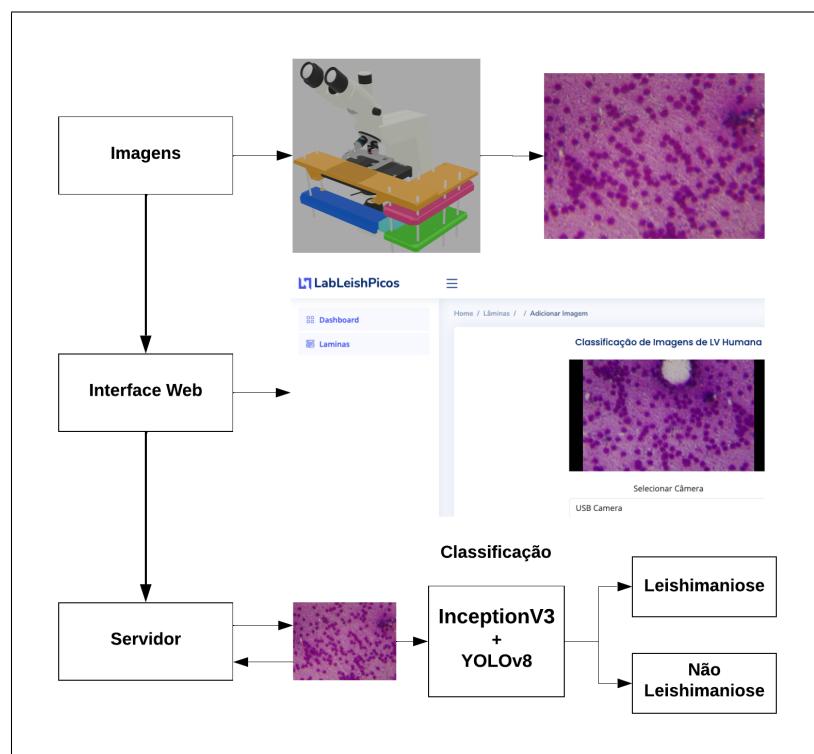


Figura 1. Fluxograma da metodologia utilizada no projeto.

3.1. Aplicação WEB

A aplicação WEB foi projetada para a análise automatizada de exames microscópicos, permitindo a detecção de diferentes doenças, além de agilizar a captura de imagens

quando utilizado a plataforma de captura.

O sistema foi desenvolvido para suportar múltiplos modelos de classificação de imagens, oferecendo flexibilidade na detecção de parasitas em diferentes contextos clínicos e laboratoriais. Atualmente, dois modelos estão integrados ao sistema para a detecção da LVH e da LVC, permitindo a escolha da abordagem mais adequada para cada caso. Além disso, o sistema possui a capacidade de integrar novos modelos para a detecção de outras doenças, ampliando sua aplicabilidade para diferentes necessidades diagnósticas.

A arquitetura do sistema web foi projetada utilizando o padrão *Model-View-Template* (MVT), oferecido pelo framework *Django* [Django 2025], essa framework proporciona uma administração centralizada de usuários e laboratórios por meio do *Django Admin*. A interface foi estilizada com *Bootstrap* [Bootstrap 2025], garantindo responsividade e usabilidade, enquanto o banco de dados utilizado para armazenamento das informações foi o *PostgreSQL* [Postgresql 2025].

Foi desenvolvida uma API, criada em *Django Rest Framework*, para o recebimento de imagens durante o processo de captura automática. Essa API possibilita tanto a captura automatizada realizada pela plataforma de captura quanto a integração com sistemas de terceiros, permitindo maior flexibilidade e escalabilidade na utilização do sistema.

Para o processamento de imagens, foi implementado o *Celery* [Celery 2025], permitindo a execução de tarefas em segundo plano de forma assíncrona, possibilitando o envio de múltiplas imagens sem a necessidade de aguardar a conclusão do processamento anterior. A fila de mensagens *RabbitMQ* [RabbitMQ 2025] gerencia as tarefas, garantindo ordem e eficiência na execução.

As imagens capturadas e enviadas para o sistema são armazenadas no disco, utilizando uma estrutura de diretórios organizada por categorias e identificadores únicos. A referência a essas imagens, juntamente com seus metadados, é registrada no banco de dados *PostgreSQL*. Os metadados incluem informações como nome do arquivo, data da captura, modelo de classificação utilizado, e resultados obtidos no processamento.

A aplicação WEB foi implantada em um servidor na *Digital Ocean* [Ocean 2025], com a seguinte configuração: 1 vCPU, 1 GB de RAM, 25 GB de armazenamento e 1 TB de transferência de dados, com um custo estimado de 6 Dólares por mês.

Para garantir a modularidade e escalabilidade do sistema, foi utilizado o *Docker* [Docker 2025], permitindo a criação de contêineres independentes para cada serviço essencial. A infraestrutura foi organizada da seguinte forma: um contêiner para a aplicação WEB utilizando o *Gunicorn* [Gunicorn 2025], possibilitando o gerenciamento eficiente de múltiplas requisições simultâneas; um contêiner para o banco de dados *PostgreSQL*; um contêiner para processamento em segundo plano com *Celery* e *RabbitMQ*; e um contêiner com *Nginx* [Nginx 2025], configurado como proxy reverso para encaminhamento de requisições ao servidor da aplicação.

A alocação de recursos, como memória RAM e CPU, foi gerenciada por meio do *Docker Compose*, permitindo a definição precisa dos limites de cada contêiner, evitando que um serviço sobrecarregasse o sistema e impactasse o desempenho de processos críticos, assegurando a estabilidade da aplicação.

Essa configuração permite o processamento de até 5 imagens simultaneamente, com um tempo médio de 3 segundos por imagem. No entanto, o tempo de processamento e a quantidade de imagens processadas simultaneamente dependem dos recursos disponíveis na infraestrutura de implantação, podendo ser expandido.

3.2. Modelos de Classificação

Para a LVH, foi utilizada a arquitetura InceptionV3, conforme descrito em [Gonçalves et al. 2023]. Esse modelo foi projetado para classificar e segmentar amastigotas em amostras de medula óssea, garantindo uma detecção precisa do parasita. O treinamento do modelo utilizou um conjunto de 150 imagens, com dimensões variando entre 768×949 e 3000×4000 pixels, das quais 78 foram classificadas como positivas para a presença de amastigotas. A metodologia adotada incluiu pré-processamento das imagens, aumento de dados e ajuste fino.

Para a LVC, foi utilizada a arquitetura YOLOv8, um modelo especializado em detecção de objetos, descrito em [Borges et al. 2024]. Essa abordagem permitiu a localização precisa das amastigotas em imagens microscópicas da medula óssea de cães, tornando o diagnóstico mais eficiente e reduzindo a necessidade de análises manuais exaustivas. O treinamento do modelo utilizou um conjunto de 30 imagens, contendo 2766 parasitas anotados. O modelo foi treinado por 317 épocas e utilizou a técnica de transferência de aprendizado para otimizar o processo de detecção.

A implementação dessa funcionalidade de multi-modelos permite maior flexibilidade e adaptação a diferentes cenários diagnósticos, proporcionando uma abordagem automatizada e escalável para a detecção da LVH, LVC e de outras doenças.

3.3. Plataforma de Captura Automática

Para automatizar a captura de imagens microscópicas, foi desenvolvida uma plataforma composta por componentes metálicos e peças impressas em 3D com *Polietileno Tereftalato Glicol* (PETG). Visando baixo custo e modularidade, os componentes foram modelados no Blender [Blender Foundation 2025] e processados para impressão no Ultimaker Cura [Ultimaker 2025], ambos gratuitos. O uso dessas ferramentas possibilitou a criação de um sistema adaptável a diferentes microscópios, sem causar danos, mantendo uma solução acessível e replicável. A Figura 2 mostra a plataforma acoplada ao microscópio.

A movimentação da lâmina é controlada por dois motores de passo com um *Arduino Uno* [ard 2024], que gerencia os motores e se comunica via USB. A alimentação dos motores é feita por uma fonte externa de 12V, evitando sobrecargas. A captura das imagens é realizada por uma câmera USB de 1920×1080 pixels, permitindo configurar a posição e o tamanho das regiões de interesse. A plataforma é acoplada à platina do microscópio, já que a maioria dos modelos testados apresenta certo padrão de tamanho. Para a movimentação, foi necessário utilizar peças móveis na vertical, tendo em vista que alguns modelos apresentavam diferentes posições nos ajustes da lâmina. Assim, a plataforma é compatível com diferentes tipos de microscópios, exigindo apenas ajustes de altura na própria estrutura.

4. Resultados e Discussão

Esta seção apresenta os resultados obtidos no desenvolvimento da aplicação WEB, plataforma de captura, resultados dos modelos utilizados e avaliação de usabilidade do sistema.



Figura 2. Plataforma de captura acoplada ao microscópio.

4.1. Aplicação WEB

A aplicação possibilita o envio e o gerenciamento de imagens microscópicas associadas a lâminas, sendo que uma única lâmina contém múltiplas imagens. O sistema oferece a funcionalidade de listagem de todas as lâminas cadastradas pela equipe do profissional, exibindo tanto o nome quanto o diagnóstico da lâmina. Ao acessar os detalhes de uma lâmina, torna-se possível visualizar todas as imagens associadas a ela, incluindo aquelas classificadas como positivas, possibilitando uma revisão do diagnóstico. As imagens podem ser submetidas manualmente pelos usuários ou capturadas automaticamente por meio da plataforma de captura integrada ao sistema.

O modelo de classificação varia conforme a escolha feita no cadastro da lâmina. Para o modelo de LVC, além da classificação, realiza-se também a detecção de amastigotas, gerando uma imagem que destaca as regiões afetadas (Figura 3). Essa funcionalidade pode ser usada com qualquer modelo que detecte a região característica da doença. A Figura 4 mostra a listagem das imagens de uma lâmina de LVC no sistema.

Os usuários da aplicação estão vinculados a um laboratório, permitindo que todos os membros de um mesmo laboratório possam cadastrar lâminas e adicionar imagens associadas a elas. Essa estrutura organizacional possibilita um gerenciamento colaborativo das amostras e facilita o acesso aos dados dentro do ambiente laboratorial.

4.2. Configuração e Captura Automática

Para realizar capturas automáticas, a plataforma de captura deve ser acoplada ao microscópio, ligar a fonte de alimentação e conectar os cabos USB ao computador.

Na interface de captura do sistema, o usuário pode configurar os parâmetros da aquisição de imagens, iniciar a captura ou testar os últimos ajustes utilizados. A configuração inclui a definição das dimensões da lâmina nas orientações horizontal e vertical, além do tamanho das imagens a serem capturadas.

Para auxiliar no ajuste desses parâmetros, a interface disponibiliza botões que permitem mover a lâmina para a esquerda, direita, cima ou baixo. Ao pressionar esses botões, o sistema se comunica com a plataforma de captura, que executa a movimentação

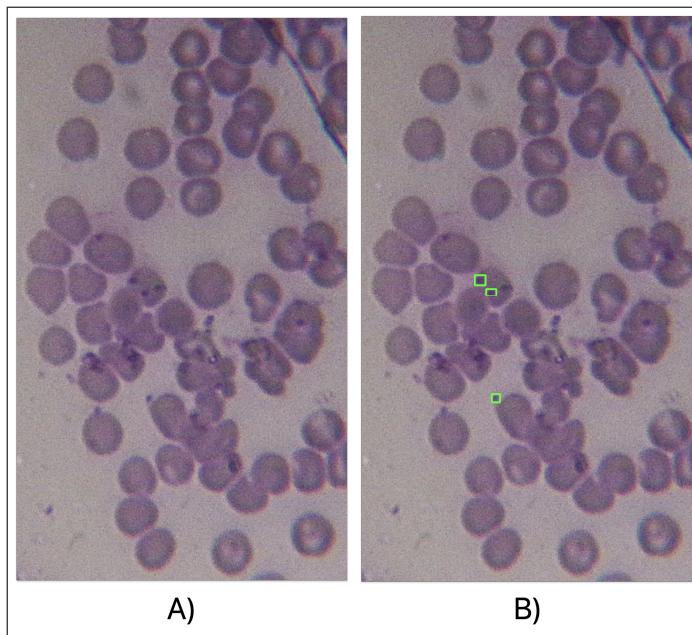


Figura 3. Imagem microscópica original (A) com resultado da detecção das amastigotas em verde (B).

facilitando o posicionamento preciso da lâmina. A Figura 5 ilustra parte do processo de configuração, mostrando a etapa de definição do tamanho da lâmina na horizontal.

O sistema também permite armazenar e reutilizar a última configuração aplicada, facilitando futuras aquisições e garantindo a padronização do processo. Antes da captura definitiva, a opção de teste possibilita validar os ajustes, assegurando que a configuração escolhida seja adequada. Ao iniciar a captura, as imagens são enviadas automaticamente para o servidor, onde o processamento ocorre em segundo plano.

A plataforma de captura foi projetada para ser uma solução de baixo custo, utilizando componentes acessíveis. A Tabela 1 apresenta uma estimativa dos custos dos materiais empregados na construção do sistema, enquanto a Figura 2 mostra a plataforma conectada ao microscópio.

A varredura completa de uma lâmina com a plataforma de captura automatizada pode levar até 1 horas 51 minutos no cenário de maior detalhamento, quando configurada para capturar o máximo de imagens possível. Nessa configuração, são geradas aproximadamente 5.173 imagens em Full HD, totalizando 7,5 GB. No entanto, o tempo de captura pode ser reduzido ajustando parâmetros como o tamanho das imagens e inicio da lâmina, permitindo uma aquisição mais rápida conforme a necessidade do usuário.

Componente	Preço Aproximado (R\$)
Câmera	150,00
Impressão 3D	95,00
Dois motores de passo	40,00
Microcontrolador	20,00

Tabela 1. Custos aproximados dos componentes da plataforma de captura.

Imagens - Lâmina 2		
Imagen	Resultado (imagem)	Classe
a2_mo_f_I1_1_hcBY8bF.png	anno_5ac3cd4f3-7974-4ac7-a424-e9ab9006c66b.png	Positivo
a2_mo_f_I1_2_GxsLp3T.png	anno_ebafee64-8257-40cd-ad77-be65fcad7824.png	Positivo
a2_mo_f_I1_3.png	anno_26b511d6-0711-4ea4-a112-93b0facdfbb6.png	Negativo
a2_mo_f_I1_5.png	anno_268318ff-838c-42c1-b5ae-24506ab0133d.png	Positivo
a2_mo_f_I1_6.png	anno_e81ce61f-1a2e-4b80-8f81-258bcfde6232.png	Negativo
a2_mo_f_I1_8.png	anno_d0126599-a829-4603-839f-d746ad07354e.png	Positivo
a2_mo_f_I1_11.png	anno_80c0dad4f-320f-4300-aaeb-6d89df7960b2.png	Negativo
a2_mo_f_I1_12.png	anno_8464b79c-7882-4ae4-9879-37cde8b425b.png	Negativo
a2_mo_f_I1_13.png	anno_508a16fd-07b4-4765-9f27-84c280fd2152.png	Negativo
a2_mo_f_I1_14.png	anno_4507c4c1-e08a-4455-88d4-7da67b6e2246.png	Negativo
a2_mo_f_I1_15.png	anno_2c9ae833-31b6-4419-a5b5-be0ea1dc6b8.png	Positivo
a2_mo_f_I1_16.png	anno_d1d07ff9-ff9f-46b1-b785-d985c1b0e7849e089.png	Negativo
a2_mo_f_I1_17.png	anno_cea3cdb2-8313-45b7-a7b5-5b0e7849e089.png	Positivo
a2_mo_f_I1_18.png	anno_20ecb1c8-11dc-4af6-a54b-c48e2ed446ea.png	Positivo

[Captura Automática](#) [Adicionar imagem](#) [Voltar](#)

Figura 4. Listagem de imagens e diagnósticos do sistema.

4.3. Modelos de Detecção e Classificação

Na avaliação da LVH, o modelo InceptionV3 demonstrou 98,7% de precisão e F1-Score, com índice Kappa de 97,3%. Para a LVC, o modelo YOLOv8 realizou classificação e detecção de amastigotas, apresentando 82,2% de precisão, 79,2% de recall, 85% de acurácia e mAP de 88,5%, com 226 dos 264 parasitas anotados detectados no conjunto de teste.

Esses resultados demonstram a eficácia dos modelos aplicados na automação do diagnóstico da LVH e LVC, reduzindo a necessidade de análises manuais, que podem ser exaustivas, possibilitando maior suporte para profissionais da área da saúde. Além disso, a integração dos modelos a aplicação WEB amplia o acesso à tecnologia, permitindo a análise rápida e confiável de exames parasitológicos.

4.4. Avaliação de Usabilidade do Sistema

A usabilidade do sistema foi avaliada por 8 participantes com perfis diversos (estudantes de mestrado em Ciência da Computação, profissionais de TI e especialistas em Biologia) através do System Usability Scale (SUS) [Brooke 1986].

Cada participante respondeu a um questionário composto por dez afirmações, avaliadas em uma escala de 1 a 5, onde: (1) Discordo totalmente, (2) Discordo parcialmente, (3) Neutro, (4) Concordo parcialmente e (5) Concordo totalmente. A Tabela 2 apresenta os resultados obtidos a partir das respostas dos participantes.

Os resultados da escala SUS indicam uma pontuação média de 87,5, sugerindo que o sistema apresenta um grau significativo de usabilidade. A análise dos dados revelou que os participantes consideraram o sistema intuitivo, com uma interface bem integrada e de fácil aprendizado. Entretanto, alguns apontaram a necessidade de melhorias na configuração inicial do sistema e no entendimento de certas funções.

5. Conclusão

Os resultados obtidos demonstram a viabilidade do sistema proposto, tanto em termos de classificação de imagens quanto em relação à usabilidade. Os modelos de classificação

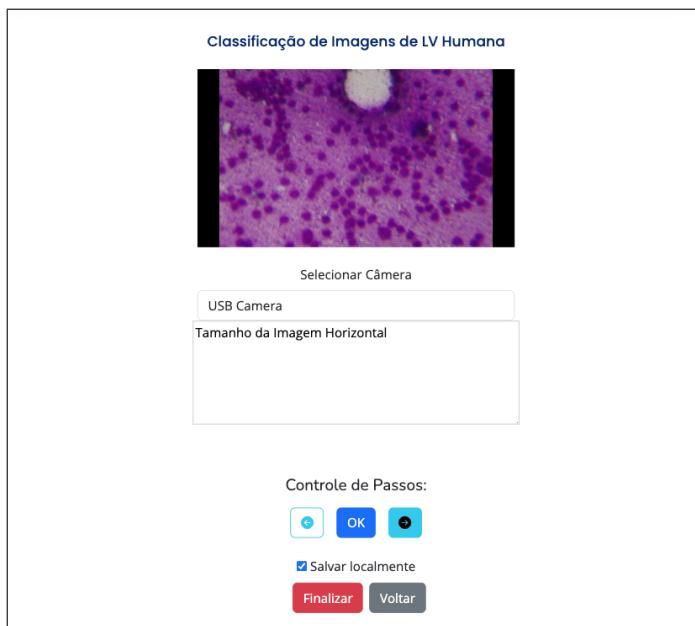


Figura 5. Configuração das dimensões da lâmina na orientação horizontal.

Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8	Q9	Q10	SUS Score
5	1	5	2	5	1	4	2	5	1	92,5
5	1	5	2	5	1	5	1	5	1	97,5
5	1	5	1	5	1	5	1	5	1	100,0
4	2	5	3	5	1	5	1	5	1	90,0
4	2	4	3	4	1	5	2	4	2	77,5
3	1	5	3	1	2	5	1	5	5	67,5
4	2	4	3	4	2	4	1	4	2	75,0
4	1	4	2	4	1	4	2	4	2	80,0

Tabela 2. Resultados da avaliação de usabilidade utilizando a escala SUS.

apresentaram precisão na detecção de amastigotas da LVC e LVH, enquanto a plataforma de captura permitiu a automação da coleta de imagens microscópicas. Além disso, os testes de usabilidade indicaram que o sistema foi bem recebido pelos usuários, com sugestões para ajustes pontuais na interface e na usabilidade.

Para aprimorar a plataforma de captura, pretende-se incorporar um controle automatizado de foco, reduzindo a necessidade de ajustes manuais e aumentando a precisão das imagens adquiridas. Além disso, novas funcionalidades serão adicionadas ao sistema, incluindo melhorias na interface e um novo *layout* com componentes que ampliem as possibilidades de uso, tornando a solução versátil e eficiente para diferentes cenários.

Referências

(2024). Arduino. <https://www.arduino.cc/>. Acessado em: 12 de Março de 2024.

Akhoundi, M., Kuhls, K., Cannet, A., Votÿpka, J., Marty, P., Delaunay, P., and Sereno, D. (2016). A historical overview of the classification, evolution, and dispersion of

- leishmania parasites and sandflies. *PLoS neglected tropical diseases*, 10(3):e0004349.
- Blender Foundation (2025). Blender - free and open 3d creation software. Disponível em: <https://www.blender.org/>. Acesso em: 6 de Março de 2025.
- Bootstrap (2025). Bootstrap framework. <https://getbootstrap.com/>. Acesso em: 8 de Fevereiro de 2025.
- Borges, A. L., Dias, V. B., Gonçalves, C. d. A., de Sousa, L. B., Viana, D. d. A., Pacheco, A. C. L., Romuere, R., et al. (2024). Detecção automática de macrófagos em exame parasitológico utilizando clusterização e redes neurais convolucionais. In *Simpósio Brasileiro de Computação Aplicada à Saúde (SBCAS)*, pages 603–614. SBC.
- Castro, R. (2023). Aumento de casos de leishmaniose em cães acende alerta para doença em humanos. Disponível em: <https://portal.fiocruz.br/noticia/aumento-de-casos-de-leishmaniose-em-caes-acende-alerta-para-doenca-er>. Agência Fiocruz de Notícias. Acesso em 18 de Fevereiro de 2025.
- Celery (2025). Distributed task queue. Disponível em <https://docs.celeryq.dev/en/stable/>. Acesso em 28 de janeiro de 2025.
- Delahunt, C. B., Mehanian, C., Hu, L., McGuire, S. K., Champlin, C. R., Horning, M. P., Wilson, B. K., and Thompon, C. M. (2015). Automated microscopy and machine learning for expert-level malaria field diagnosis. In *2015 IEEE Global Humanitarian Technology Conference (GHTC)*, pages 393–399.
- Django (2025). Security in django. Disponível em <https://docs.djangoproject.com/en/4.2/topics/security/>. Acesso em 28 de janeiro de 2025.
- Docker (2025). Docker - automate and simplify software deployment. Disponível em <https://www.docker.com/>. Acesso em 28 de janeiro de 2025.
- García-Villena, J., Torres, J. E., Aguilar, C., Lin, L., Bermejo-Peláez, D., Dacal, E., Mousa, A., Ortega, M. d. P., Martínez, A., Vladimirov, A., Cuadrado, D., Postigo, M., Ordi, J., Bassat, Q., Salamanca, J., Rodriguez-Peralto, J. L., Linares, M., Ortúñoz, J. E., Ledesma-Carbayo, M. J., Santos, A., and Luengo-Oroz, M. (2021). 3d-printed portable robotic mobile microscope for remote diagnosis of global health diseases. *Electronics*, 10(19).
- Gonçalves, C., Andrade, N., Borges, A., Rodrigues, A., Veras, R., Aguiar, B., and Silva, R. (2023). Automatic detection of visceral leishmaniasis in humans using deep learning. *Signal, Image and Video Processing*, 17(7):3595–3601.
- Gordon, P. D., De Ville, C., Sacchettini, J. C., and Coté, G. L. (2022). A portable brightfield and fluorescence microscope toward automated malarial parasitemia quantification in thin blood smears. *PLOS ONE*, 17(4):1–15.
- Gunicorn (2025). Python wsgi http server for unix. Disponível em <https://gunicorn.org/>. Acesso em 28 de janeiro de 2025.
- Jagannadh, V. K., Srinivasan, R., and Gorthi, S. S. (2015). A semi-automated, field-portable microscopy platform for clinical diagnostic applications. *AIP Advances*, 5(8):084902.

Koutinas, A. F. and Koutinas, C. K. (2014). Pathologic mechanisms underlying the clinical findings in canine leishmaniosis due to leishmania infantum/chagasi. *Veterinary Pathology*, 51(2):527–538.

Ministério da Saúde (2024). Leishmaniose visceral. Disponível em: [https://leishmanioses.aids.gov.br/app/dashboards?auth_provider_hint=anonymous1#/view/041e37d7-6f08-463e-8dd0-e43c5c2b34c4?embed=true&_g=\(\)&show-top-menu=false](https://leishmanioses.aids.gov.br/app/dashboards?auth_provider_hint=anonymous1#/view/041e37d7-6f08-463e-8dd0-e43c5c2b34c4?embed=true&_g=()&show-top-menu=false). Dashboards. Acesso em: 18 de Fevereiro de 2025.

Nginx (2025). Nginx - web server and reverse proxy. Disponível em <https://www.nginx.com/>. Acesso em 28 de janeiro de 2025.

Ocean, D. (2025). Cloud hosting and managed services. Disponível em <https://www.digitalocean.com/>. Acesso em 28 de janeiro de 2025.

Organização Mundial da Saúde (2023). Leishmaniose. Acesso em: 18 fev. 2025. Citado na página 1.

Oyibo, P., Jujjavarapu, S., Meulah, B., Agbana, T., Braakman, I., van Diepen, A., Bengtsson, M., van Lieshout, L., Oyibo, W., Vdovine, G., et al. (2022). Schistoscope: an automated microscope with artificial intelligence for detection of schistosoma haematobium eggs in resource-limited settings. *Micromachines*, 13(5):643.

Postgresql (2025). Postgresql: The world's most advanced open source relational database. <https://www.postgresql.org/>. Acessado em: 12 de Janeiro de 2025.

RabbitMQ (2025). Rabbitmq messaging queue. Disponível em <https://www.rabbitmq.com/>. Acesso em 28 de janeiro de 2025.

Rios, L. C., Amaral, C. A., Pinto, D. C. S., Sobrinho, V. R. S., Magalhães, O. D. O., Araújo, J. G. N., Higino, T. M. M., and dos Santos Aliança, A. S. (2022). Leishmaniose visceral: Histórico, agente etiológico, ciclo biológico, vetor, diagnóstico e tratamento. *Tópicos nas ciências da saúde Volume X*.

Santos, H. C. d. N. et al. (2023). Produção e avaliação da atividade leishmanicida de extratos de fungos isolados da antártica e prospecção tecnológica de metabólitos fúngicos.

Silva, J. M., Zacarias, D. A., de Figueirêdo, L. C., Soares, M. R. A., Ishikawa, E. A., Costa, D. L., and Costa, C. H. (2014). Bone marrow parasite burden among patients with new world kala-azar is associated with disease severity. *The American journal of tropical medicine and hygiene*, 90(4):621.

Szegedy, C., Vanhoucke, V., Ioffe, S., Shlens, J., and Wojna, Z. (2016). Rethinking the inception architecture for computer vision. *arXiv preprint arXiv:1512.00567*.

Ultimaker (2025). Ultimaker cura - advanced 3d printing software. Disponível em: <https://ultimaker.com/software/ultimaker-cura>. Acesso em: 6 de Março de 2025.

Ultralytics (2023). Yolov8. Acessado em: 12 de Janeiro de 2025.

Wamai, R. G., Kahn, J., McGloin, J., and Ziaggi, G. (2020). Visceral leishmaniasis: a global overview. *Journal of Global Health Science*, 2(1).