
Reconhecimento de Padrões Aplicado ao
Processo de Detecção para Prevenção de
Laminite em Bovinos.

Danilo Adriano Mikucki

MESTRADO PROFISSIONAL EM COMPUTAÇÃO
APLICADA UFMS-MS

Data de Depósito:

Assinatura: _____

Danilo Adriano Mikucki

Orientador: *Prof^o Dr. Amaury Antônio de Castro Jr*

Coorientador: *Prof^o Dr. Pedro Paulo Pires*

Dissertação apresentada à Faculdade de Computação - FACOM-UFMS como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Computação Aplicada.

Campo Grande, MS
fevereiro/2017

Agradecimentos

Primeiramente que agradecer a Deus, onde me aparei em todos os momentos difíceis, e que sempre me dá força superar os obstáculos.

Agradecer a UFMS - FACOM pela oportunidade e apoio no programa de mestrado.

Quero agradecer aos meus pais, minha esposa e minha irmã, que sempre estiveram ao meu lado, sempre me aconselhando e apoiando nas decisões difíceis.

Agradeço ao meu orientador professor Dr. Amaury, pelo seu apoio e amizade, dedicando seu tempo para que este trabalho se concretizasse, sempre ensinando a forma de fazer pesquisa, mostrando o caminho correto de como alcançar os objetivos do trabalho e também passando ensinamentos profissionais e pessoais.

Agradeço ao meu coorientador Dr. Pedro Paulo Pires, que não mediu esforços para colaborar com este trabalho, e sempre correndo atrás para aprimorar as técnicas voltadas a pecuária brasileira.

Agradecer o Dr. João Batista Gonçalves Costa Junior, pelas experiências e conhecimentos da pecuária, não medindo forças para apoiar esta pesquisa e pelo apoio fundamental em todo este trabalho.

A médica veterinária Dra Lorena Passos e a Dra Vivian Fisher, duas grandes pesquisadoras, que foram fundamentais para o desenvolvimento do trabalho, não medindo esforços para colaborar com a pesquisa.

Agradeço o professor Dr. Wesley Nunes Gonçalves, por todo apoio, tempo e sabedoria investidas neste trabalho.

Agradecer a todos os amigos, pelo apoio em todo o percurso deste trabalho.

Resumo

As doenças de casco afetam o desempenho produtivo e reprodutivo, tanto no gado leiteiro, quanto no gado de corte. Estas lesões causam dores, prejudicam o animal, diminui a produção de carne, afeta a cadeia de produção de leite e resulta em prejuízos financeiros ao produtor. Uma das diversas doenças de casco é a laminite, que consiste uma inflamação que atinge o casco em sua parte mais sensível e acaba por ocasionar lesões, tais como deformidade permanente do casco e claudicação(manqueira). A análise o comportamento bovino, a claudicação, a pouca movimentação do animal e outros fatores podem indicar prováveis problemas no casco. As imagens dos cascos bovinos, pode ser utilizadas, em conjunto com técnicas de reconhecimento de padrões, para facilitar a detecção de um possível caso de laminite, dessa forma, proporcionar o tratamento adequado, evitando a progressão do problema e proporcionando o bem-estar animal. Automatizar o processo de detecção de inflamação em bovinos utilizando visão computacional, pode apoiar o produtor rural na tarefa de detecção da doença. Nesse sentido, métodos como K-Means, binarização e a fórmula de distância euclidiana, são utilizados neste trabalho para a detecção de inflamação de doenças de casco, sendo que, os resultados das análises realizadas neste trabalho chegou a aproximadamente 91% de acerto, no processo de detecção.

Abstract

Besides the problems of reproduction and mastitis, both in dairy cattle and beef cattle. These injuries cause pain, harm the animal, decrease the production of meat, affect the milk production chain and result in financial losses to the producer. One of several hoof diseases is laminitis, which consists of an inflammation that reaches the hull in its most sensitive part and ends up causing injuries, such as permanent deformity of the hull and claudication (manqueira). Analysis of bovine behavior, claudication, poor animal movement and other factors may indicate likely problems with the hull. The bovine hull images can be used, together with pattern recognition techniques, to facilitate detection of a possible case of laminitis, thereby providing adequate treatment, avoiding the progression of the problem and providing animal welfare . Automating the process of detection of inflammation in cattle using computer vision, can support the rural producer in the task of detecting the disease. In this sense, methods such as K-Means, binarization and the Euclidean distance formula are used in this work for the detection of inflammation of hull diseases, and the results of the analyzes performed in this work reached approximately 91 % accuracy, In the detection process.

Sumário

Sumário	v
Lista de Figuras	viii
Lista de Tabelas	ix
1 Introdução	1
1.1 Motivação	2
1.2 Objetivos	3
1.2.1 Objetivo Geral	3
1.2.2 Objetivos Específicos	3
1.3 Organização do texto	3
Lista de Abreviaturas	1
2 Doenças de Casco em Bovinos	4
2.1 Doenças Bovinas	4
2.2 Laminite	5
2.3 Escore de Locomoção	9
3 Conceitos, Técnicas e ferramentas	11
3.1 Conceitos, Técnicas e ferramentas	14
3.2 RGB	14
3.3 Termografia	15
3.4 Aplicações da termografia	17
3.5 Reconhecimento de Padrões	21
3.6 ImageJ	23
3.7 <i>K-Means</i>	25
3.8 Binarização	27
3.9 Histograma	28
3.10 Distância Euclidiana	30
4 Processo de Detecção	32
4.1 Detalhamento do processo de análise	33

4.1.1	Identificação das imagens	34
4.1.2	Separação das imagens(por escore, por posição da imagem, por escore e posição, sem classificação)	34
4.1.3	Utilização do algoritmo de <i>K-Means</i>	35
4.1.4	Binarização da imagem resultante	35
4.1.5	Separação do fundo com a região de interesse, utilizando a imagem resultante da binarização.	36
4.1.6	Utilização do algoritmo de <i>K-Means</i> na imagem sem o fundo, para separar o casco do animal com a região de inflamação	37
4.1.7	Binarização da nova imagem resultante	37
4.1.8	Separação do casco com a região de interesse(região inflamada), para separar a região de interesse do restante da imagem	37
4.1.9	Utilização da técnica de histograma na imagem resultante	38
4.1.10	Utilização do método matemático de distância euclidiana .	41
4.1.11	Matriz de confusão	43
4.2	Demonstração do processo com e sem inflamação	43
4.2.1	Processo em animais com a doença	43
4.2.2	Processo em animais sem doença	45
4.3	Resultados das abordagens da análise da inflamação dos cascos bovinos	46
4.3.1	1ª metodologia de Abordagem	47
4.3.2	2ª Metodologia de Abordagem	48
4.3.3	3ª Metodologia de Abordagem	50
4.3.4	4ª Metodologia de Abordagem	53
4.3.5	Resultados	54
5	O sistema de detecção	56
6	Conclusão	59
	Referências	66

Lista de Figuras

2.1	Carpo, Metacarpo e falanges Bovinos [11]	5
2.2	Membro Inferior Bovino lateral [62]	6
2.3	Escore de locomoção [39].	10
3.1	Processo da Visão Computacional [35]	12
3.2	Relação entre as áreas [61].	12
3.3	Computação Gráfica e áreas afins [36].	13
3.4	Passos Fundamentais em processamento de imagens [21].	14
3.5	Imagem do espaço RGB [20]	15
3.6	Espaço RGB de imagem da termografia da pata bovina	16
3.7	espectro eletromagnético [46].	17
3.8	Imagem da termografia do estudo de [28]	18
3.9	Região de onde foi coletada as imagens de [27]	18
3.10	Imagem da termografia de uma vaca com laminite	19
3.11	Imagem da termografia de uma vaca com laminite	20
3.12	Imagem da termografia de uma vaca sem a presença de laminite	21
3.13	Imagem termográfica do casco do animal	21
3.14	Conversão da imagem termográfica(direita) em uma matriz com o registro das temperaturas (esquerda)	21
3.15	Ampliação da matriz de temperatura, representando a tempera- tura de cada <i>pixel</i> do casco do animal	22
3.16	Imagem da termografia pata direita Bovino com inflamação	24
3.17	Tela principal ImageJ [29]	24
3.18	Procedimento <i>K-Means</i> . (a) Cluster aleatórios. (b) Atualização das médias e reposicionamento dos Clusters.(c) Atualização dos centróides e a classificação dos objetos	26
3.19	Resultado do método de <i>K-Means</i> . A esquerda imagem original, imagem a direita imagem após a execução do <i>K-Means</i>	26
3.20	Imagem do casco bovino após a binarização	27

3.21 Imagem do casco bovino após, onde a imagem termográfica a esquerda é a pata de um bovino e sem histogram abaixo, já a direita a binarização da pata do bovino com seu histograma abaixo	28
3.22 Imagem a esquerda do casco bovino. Gráficos a direita representando os histogramas, histograma em tom de cinza, histograma em vermelho, histograma em azul, histograma em verde	30
4.1 Fluxograma do processo de detecção	32
4.2 Resultado do método de <i>K-Means</i> . A esquerda imagem original, imagem a direita imagem após a execução do k-means	35
4.3 Imagem do casco bovino após a binarização	36
4.4 Imagens das patas dos animais sem laminite, separados do fundo da imagem	36
4.5 Imagem da termografia de animais sem a presença de inflamação	37
4.6 Imagem do casco bovino após a separação da imagem resultante da binarização com do primeiro separação passo de a binarização	38
4.7 Casco sem inflamação imagem original	39
4.8 Casco sem inflamação imagem tratada	39
4.9 Casco com inflamação imagem original	40
4.10 Casco com inflamação imagem tratada	40
4.11 Histogramas das patas de animais com inflamação	41
4.12 Histogramas das patas de animais sem inflamação	42
4.13 Imagens das patas de animais sem laminite	42
4.14 Imagens das patas de animais com laminite	42
4.15 Amostra de imagens com Laminte	44
4.16 Imagens binarizada dos animais com Laminite	44
4.17 Imagens dos animais com Laminite após separação do fundo da imagem	44
4.18 Histogramas das imagens dos animais com Laminite após separação do fundo das imagens	45
4.19 Imagens das patas de animais sem laminite	45
4.20 Imagens binarizadas de animais sem laminite	46
4.21 Imagens das patas dos animais sem laminite, separados do fundo da imagem	46
4.22 Histograma das imagens das patas dos animais sem laminte	46
4.23 Abstração da matriz de confusão da 1ª abordagem	47
4.24 Abstração da matriz de confusão da 2ª abordagem	49
4.25 Matriz de Confusão da 2ª abordagem	50
4.26 Gráfico da porcetagem de acertos da 2ª abordagem	51
4.27 Matriz de Confusão da 3ª abordagem	52
4.28 Gráfico da porcetagem de acertos da 3ª abordagem	53

4.29	Matriz de Confusão da 4 ^a abordagem	54
4.30	Gráfico da porcentagem acertos da 4 ^o abordagem	54
4.31	Matriz de Confusão das quatro abordagens	55
5.1	Sinal de alerta quando existe a inflamação	56
5.2	Sinal de alerta quando não existe a inflamação	57
5.3	Tela do sistema com o sinal de alerta quando existe a inflamação	57
5.4	Tela do sistema com o sinal de alerta quando não existe a inflamação	58

Lista de Tabelas

2.1	Critérios utilizados para determinar o grau de escore de locomoção	9
4.1	Legendas das posições das imagens	33
4.2	Porcentagem de acertos	48
4.3	Representação da Matriz de Confusão	52

Introdução

Atualmente, o Brasil é referência mundial na produção de carne, tanto bovina quanto suína e de aves e, ainda conforme o informado em [1], em 2014 o Brasil era considerado o segundo maior produtor de bovinos do mundo, com um rebanho efetivo estimado em cerca de 200 milhões de cabeças. Desde 2004 o Brasil é o maior exportador mundial de carne, sendo sua a quinta posição entre ‘a carne comercializada em mais de 180 países’ e cerca de 84% da carne bovina produzida pelas fazendas brasileiras é destinada ao mercado interno [1].

Em 2013, o faturamento com exportação de carne foi de, aproximadamente, US\$ 6,7 bilhões [2]. Já em 2014, no mês de abril, foram exportados cerca de US\$ 2,3 bilhões [6]. Nesse mesmo ano, a produção de carne bovina bateu o recorde, atingindo cerca de 1,8 milhões de toneladas de quilos de carne, uma alta de 20% nas exportações, comparados ao ano de 2013. Realizando uma análise dos Estados brasileiros que mais abateram bovinos, Mato Grosso lidera o ranking [6].

Visto que a pecuária brasileira tem importante peso na economia nacional e internacional, doenças como a laminite podem afetar a produção tanto de carne quanto de leite. No Brasil, assim como em outros países, os problemas de doenças de casco, juntamente com mastite e problemas de reprodução, são as principais causas de descarte em propriedades rurais leiteiras [9]. Há tempos doenças de casco afetam os bovinos nas propriedades rurais (principalmente animais de confinamento), sendo a laminite uma de várias enfermidades encontradas e uma das doenças que pode afetar a saúde do animal, causando prejuízos ao produtor.

Os produtores precisam ter informações seguras e confiáveis e tomar deci-

sões rápidas para não terem prejuízos significativos, pois, em termos econômicos, os problemas de casco são tão importantes quanto os problemas reprodutivos e podem voltar, caso não sejam tratados de forma eficiente [66]. Para realizar a detecção dos problemas de casco, o produtor deve avaliar todos os animais da propriedade seguindo alguns indícios que o bovino apresenta. Um desses indícios é a claudicação, conhecida também como 'manqueira', que pode ser visível no momento da locomoção [39]. No entanto, caso o rebanho seja muito numeroso, detectar todos os animais que estão com problemas de casco, mesmo com sintoma de claudicação, é complicado para o produtor, tendo em vista que ele terá que analisar animal por animal. Assim, a motivação para este trabalho baseia-se na finalidade de agilizar o trabalho do produtor, ou das pessoas que estão responsáveis pelo manejo dos animais, para que ele possa detectar e tratar o maior número de animais preventivamente.

A utilização da termografia por infravermelho e reconhecimento de padrões pode auxiliar na detecção dessa enfermidade. Para isso, o presente trabalho foi desenvolvido para a detecção da inflamação de casco bovino através das imagens de termografia infravermelha, utilizando-se da técnica de reconhecimento de padrões. Neste sentido, aplicações com reconhecimento de imagens utilizando visão computacional são cada vez mais usadas para detecção de problemas e para a tomada de decisão, em que resoluções de problemas sejam mais rápidas e precisas. Mas, para que o reconhecimento seja realizado através de visão computacional, é necessário desenvolver aplicações precisas e eficientes, fazendo com que as informações visuais sejam transformadas em dados estatísticos para análises mais simples.

Neste trabalho foi necessária a utilização de ferramentas computacionais para a extração de informações das imagens com recurso de termografia dos cascos. Desta forma, buscou-se uma sequência lógica, utilizando ferramentas, técnicas e conceitos tanto da área de computação como também das áreas de termografia e pecuária, para que, ao final do processo de detecção da doença, seja possível a classificação automatizada de animais com laminite ou sadios. O resultado obtido da detecção de inflamação do casco chegou a aproximadamente 91

1.1 Motivação

Buscando melhorar a qualidade da saúde animal, este trabalho teve como motivação minimizar as perdas no campo, causadas por inflamação no casco. Portanto, a automatização para detecção de problemas de inflamação de casco teve a função de facilitar a vida do produtor e sanar, mais rapidamente, a doença que afeta a saúde bovina, pois existem diversas doenças de casco que

prejudicam a saúde do animal, causando desconforto e dor, e fazendo com que o animal perca rendimento de peso e produtividade [66].

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo deste estudo foi automatizar a identificação de animais com inflamação de casco, para apoiar o produtor na detecção da doença.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Desenvolver uma ferramenta para o apoio do processo de detecção de Laminite em bovinos.
- Facilitar o processo de detecção realizado pelo usuário da ferramenta que o animal está com inflamação de casco.

1.3 Organização do texto

A estrutura deste trabalho da proposta apresenta-se da seguinte forma: o Capítulo 2 detalha assuntos envolvidos no contexto das doenças do casco bovino. No Capítulo 3 apresenta-se o tema de termografia, tratamento de imagens e reconhecimento de padrões, no Capítulo 4, apresenta-se o processo de detecção e as análises realizadas no trabalho. No Capítulo 5, detalha o sistema desenvolvido para detecção. No Capítulo 6, tem-se as considerações finais do trabalho e uma indicação de trabalhos futuros.

Doenças de Casco em Bovinos

2.1 *Doenças Bovinas*

Antes de descrever sobre a inflamação de casco, patologia que acomete bovinos, dentre outros animais, é importante entender como é a estrutura dos membros dos bovinos, que configuram-se em patas fendidas, sendo seu casco composto por dois dígitos, vistos na Figura 2.1. Além dos dois dígitos, existem as garras laterais e garra interna ou medial, sendo que as garras laterais são um pouco maiores nas patas traseiras. Os cascos dos animais correspondem às extremidades dos membros, composta por carpo, ou tarso, até as falanges distais, que são divididas em dígitos mediais e laterais [24] e [11]

Os membros inferiores bovinos contém: rádio, ulna, carpo, metacarpo, falanges, que são divididas em falanges proximais, falanges mediais e falange distal, além das articulações interfalangiana distal, sesamoides proximais, sesamoides mediais, sesamoides distal, ligamentos dos tendões extensores e flexores profundos, cório, coxim coronariano e digital e ligamentos. A região onde ocorre a união entre a pele e o casco é chamada de perióplo, seguido da banda coronária e da muralha do casco [25]. A muralha do casco é subdividida em dorsal (face cranial), axial (face medial) e abaxial (face lateral). A parte inferior de apoio é denominada sola e é separada da muralha pela linha branca. A parte mais caudal constitui-se no talão, que corresponde ao calcanhar, como pode ser visto nas Figuras 2.1 e Figura 2.2. O peso de um bovino está distribuído em 60% para os membros torácicos e 40% está localizado nos membros pélvicos do animal. No entanto, pelo fato de os membros da região torácica serem anatomicamente ligados por maior número de tendões e liga-

mentos, absorvem mais o impacto do animal no momento da sua locomoção e, por isso, não causam lesões nos cascos com tanta frequência [25].

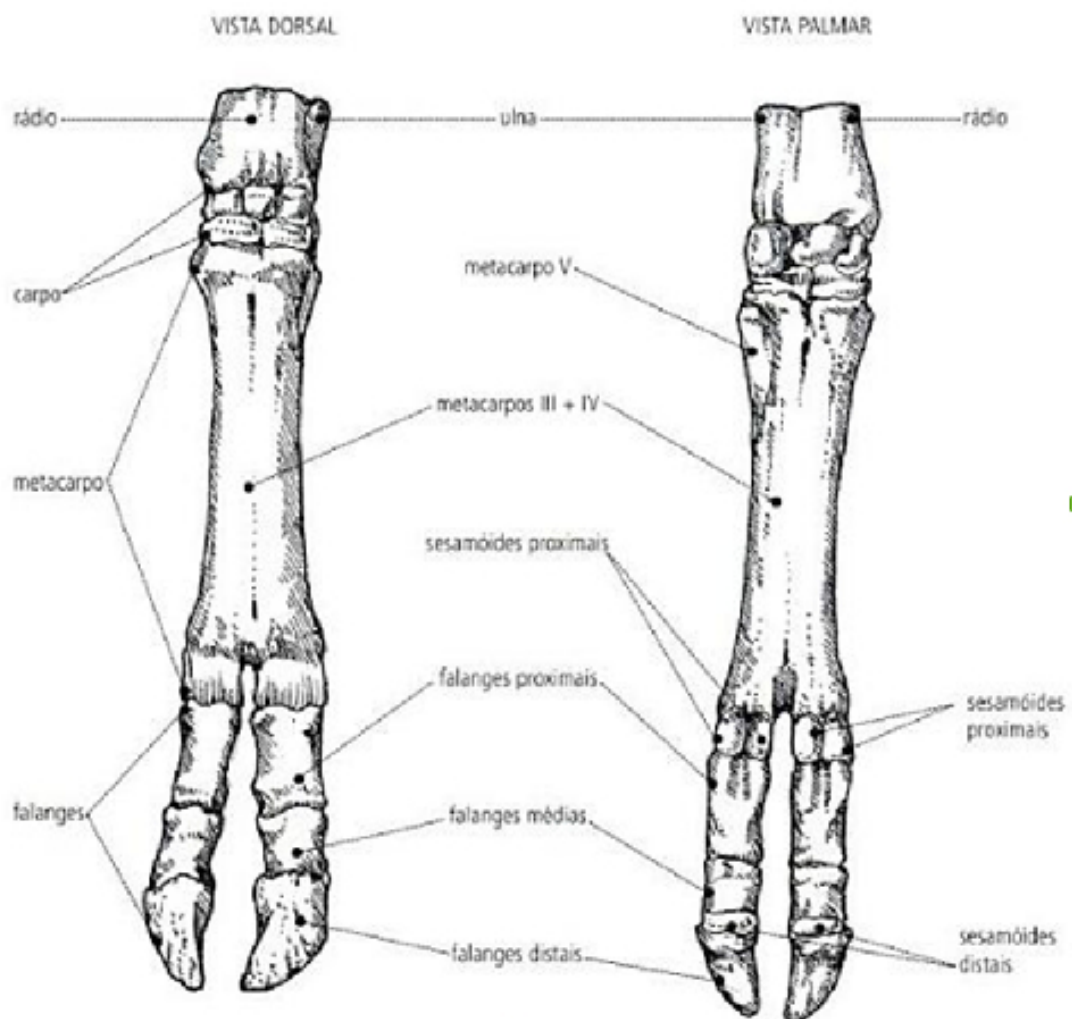


Figura 2.1: Carpo, Metacarpo e falanges Bovinos [11]

A pata do bovino possui uma estrutura exterior bem delineada composta pelo talão, sola, parede, pinça e coroa. O casco é uma estrutura importante, como pode ser visto na Figura 2.2.

2.2 Laminite

O primeiro escrito sobre a laminite foi encontrado em um jornal sueco, no ano de 1896, quando já se sabia tratar-se de uma inflamação da derme da garra considerada a causa mais comum de claudicação. À época, o animal afetado com a doença não era considerado útil para o trabalho. Já no ano de 1920 foi descrito o primeiro caso de ulceração, e em 1960 for a realizada a primeira Tese Ph.D sobre o tema 'laminite bovina', que acabou sendo publicado

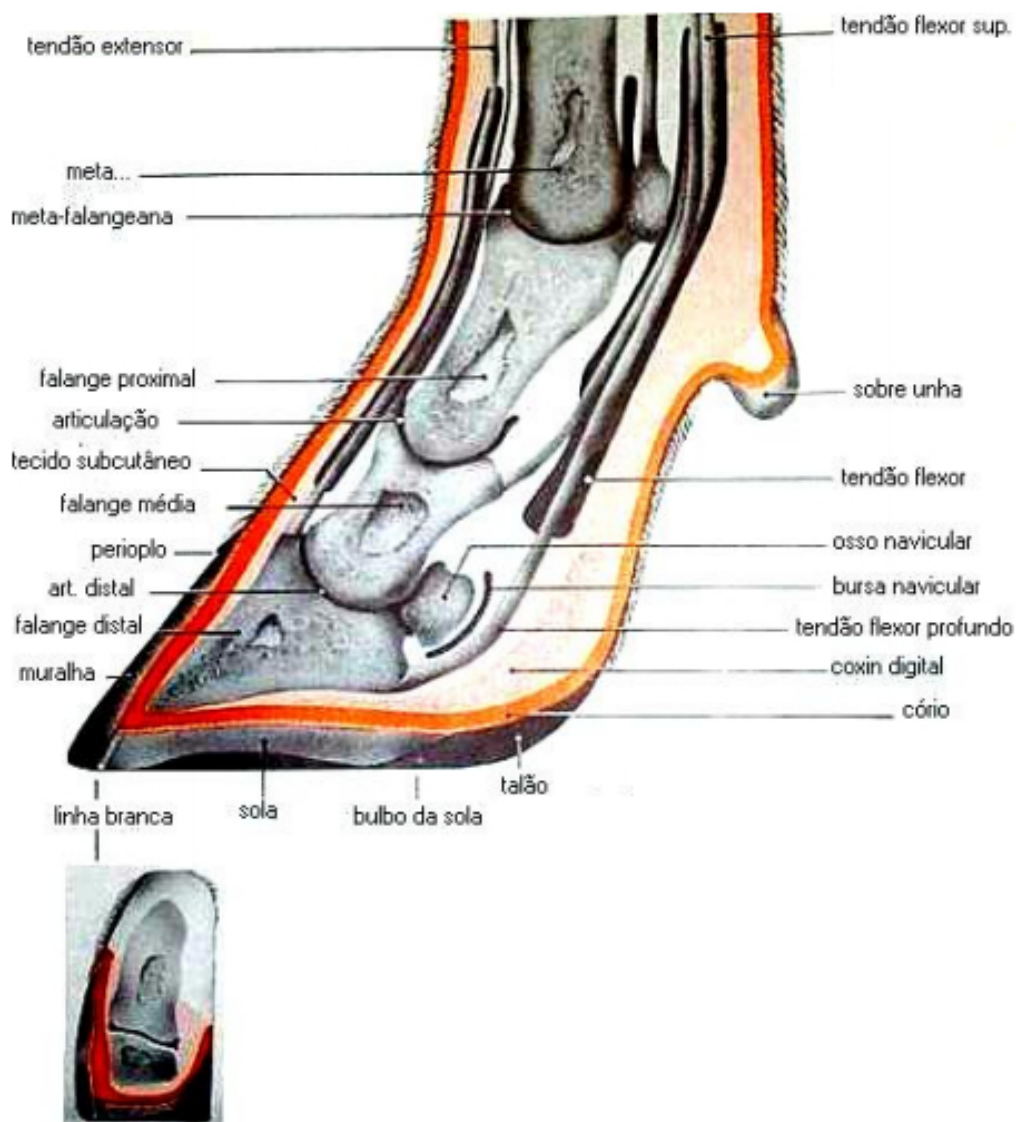


Figura 2.2: Membro Inferior Bovino lateral [62]

por Nilsson. Nessa tese foram detalhados os sinais e sintomas da laminite e, desde então, até hoje pouca coisa foi mudada. [12].

A laminite é considerada uma inflamação que atinge o casco na parte mais sensível e acaba ocasionando lesões como deformidade permanente do casco [12], inflamação das lâminas do cório, associado a distúrbios da microcirculação da região do casco, afetando a derme e epiderme do animal, além de ocorrer a má-formação da camada córnea [24].

Aproximadamente 62% da manifestação das lesões de casco de alguma forma está associada à laminite, sugerindo que a doença é um dos principais fatores para a claudicação [22]. Trazendo grandes perdas econômicas mundiais, a laminite é uma doença que afeta economicamente os produtores e a saúde dos animais [41], tanto machos ou fêmeas, independente de faixa etária [12]. A idade dos animais, porém, pode influenciar na permanência de afecções podais [52].

Os fatores que podem ocasionar o aparecimento de doenças de casco são variados, como o terreno onde o animal está trafegando, influenciando de forma considerável ambientes que apresentam terra seca e piçarra (rocha sedimentar argilosa estratificada, altamente endurecida), pois podem causar lesões de talão e lesões na sola, principalmente quando se tem um casco amolecido devido à má formação [47]. Nesse sentido, é importante o equilíbrio entre o desgaste e o crescimento do tecido córneo do casco. Portanto, a manutenção dos estábulos e piquetes é um fator importante para diminuir as lesões, assim como o acúmulo de fezes e de urina, associado à má alimentação e a ausência de medidas preventivas, também podem influenciar no aparecimento de doenças de casco [16].

No caso dos animais criados em áreas de confinamento, que na maioria das vezes recebem uma alta quantidade de carboidrato [31] e sendo que o consumo excessivo de alimentos ricos em carboidratos (caracterizado como carboidrato não fibroso de fermentação rápida) pode aumentar o ácido lático, os ácidos graxos voláteis e diminuir bruscamente o pH ruminal [58] quando inseridos na sua ração ou em sua dieta alimentar, esses animais passam a maior parte do tempo em terrenos cimentados e, em virtude disso, há uma grande possibilidade de ocorrer casos como laminite crônica e suas sequelas [31].

Diversas espécies podem apresentar casos de laminite, mas, essa doença sistêmica é mais comumente encontrada em bovinos e equinos [12]. Segundo [17] [41] [12], inflamações como laminite são muito comuns em bovinos leiteiros devido às formas de manejo e ao ambiente propício para o aparecimento da doença, como o descrito. No entanto, [3] destaca que vem ocorrendo vários casos em rebanhos de corte, considerando-se bovinos criados exclusivamente no pasto. Ainda sobre esse fato, os criadores descrevem que cerca de 10% a 15% dos rebanhos de bovinos de corte do estado do Acre apresentam problemas de casco e isso gera gastos em torno de R\$150,00/ano para cada animal da propriedade.

Conforme [17], o manejo do animal e a sua alimentação são fatores de grande relevância para o aparecimento da doença, o que é reafirmado por [59], considerando-se que os fatores nutricionais aumentam a ocorrência da doença nos bovinos, especialmente quando a ração é rica em carboidratos. Ou seja, a ingestão excessiva de alimentos ricos em carboidratos faz com que o animal possa entrar num quadro de acidose ruminal, devido ao pH ruminal cair bruscamente [58].

Com o aparecimento da laminite, outras doenças se formam, derivadas dessa inflamação, tais como: hemorragias, fissuras de linha branca, solas duplas, úlceras no casco, necrose do dígito da pata [12].

A sola do casco bovino é composta de um tecido mais claro do que as outras regiões do casco e quando é detectado um caso de laminite, essa região cria uma espécie de hemorragia que a deixa mais avermelhada devido ao sangue acumulado nela. E como a sola tem uma alta composição de água, o aumento dessa substância na região pode ocasionar o amolecimento do casco, fato verificado em casos de laminite [25].

Os animais que possuem lesões mais graves, e que também apresentam claudicação, são animais que tiveram emagrecimento elevado e, no caso das vacas, existe a possibilidade de passarem por um prolongado período de inatividade sexual, o que causa uma baixa no desempenho reprodutivo, deficiência no regime nutricional e diminuição na produção de leite [16].

A laminite pode apresentar-se de três formas distintas, a saber: *i) forma aguda, ii) forma crônica e iii) forma subclínica* [50]. As três formas afetam diretamente a postura do animal parado e a sua maneira de andar, sendo que, em certos estágios, o animal não consegue se apoiar sobre os cascos e tende a ficar deitado.

A laminite aguda pode deixar o animal com muita sensibilidade e dor na região do casco, além disso, observa-se o aumento da temperatura, além de aumento da frequência cardíaca, aumento da frequência respiratória, sudorese e, ainda, tremor muscular. Na ocorrência da laminite aguda, o animal, geralmente, tende a ficar deitado e, quando tenta caminhar, não encosta o casco no chão, caminhando sobre os talões [58].

No caso crônico, os cascos do animal crescem em comprimento e, como a sola não acompanha, acaba perdendo a elasticidade, fazendo com que o casco fique mais quebradiço e, com isso, que o animal tenha desconforto ao caminhar. Em decorrência da laminite, outras doenças podem ocorrer, tais como: talão e linha branca, alterações de cor dos apêndices córneos, lesões da linha branca, úlceras da sola e da pinça, aparecimento de sola dupla, fissuras da muralha e erosões do talão [24].

Na subclínica existe a possibilidade de evolução da doença para outros tipos de patologias, como abscesso da sola, úlcera de sola, lesão da linha branca e, de acordo com [26], esse tipo de laminite é o que mais ocorre nos bovinos.

O diagnóstico clínico de todos os animais afetados com laminite em um rebanho é complicado e, diversas vezes, impossível [17]. Os fatores que causam a laminite ainda são controversos [13] e, devido a outras doenças decorrentes dela, essa inflamação é considerada complexa [50] e o seu tratamento difícil e nem sempre eficaz [41]. Desta forma, é importante aumentar os conhecimentos sobre a fisiopatologia dessa doença, para que possa haver formas efetivas de controle e tratamento, apresentar um monitoramento mais efetivo

Escore de Locomoção	Descrição dos níveis de escore	Crítérios de avaliação.
1	Normal	Animal caminha normalmente. Sem apresentar arqueamento do dorso
2	Claudicação leve	Caminha normalmente. Apresenta um leve arqueamento do dorso no momento da caminhada.
3	Claudicação moderada	Apresenta uma postura arqueada tanto parado de pé quanto caminhando. Caminha com passos mais curtos com um ou mais membros.
4	Claudicação	Postura de arqueamento do dorso sempre visível. Grande dificuldade para andar sendo um passo de cada vez.
5	Claudicação Severa	O animal apresenta algumas vezes incapacidade ou muita dificuldade para manter-se de pé e caminhar.

Tabela 2.1: Critérios utilizados para determinar o grau de escore de locomoção e rigoroso dos animais, para detectar e tratar a doença rapidamente e, assim, minimizar os impactos econômicos e melhorar a saúde animal [17].

2.3 *Escore de Locomoção*

Métodos de avaliação estão sendo usados para detectar claudicação nos bovinos e um destes métodos é o escore de locomoção [15]. A observação dos animais acometidos pela laminite é complexa, todavia existem abordagens importantes para a sua avaliação [64]. Uma delas é analisar o animal individualmente, classificando o grau de escore apresentado pelo animal, através do seu comportamento e postura [19] e [54].

Identificar os graus de escore não é tão simples, pois depende do observador para caracterizar qual o grau apresentado pelo animal, sendo que pode haver diferenças entre o critério dos observadores [19]. Essa detecção pode ser realizada por meio de análise visual da postura do animal caminhando [45]. Na Figura 2.3 é possível visualizar os graus de escore de locomoção, descrita na Tabela 2.1.

A detecção do escore de locomoção pode determinar um dos padrões para o reconhecimento da laminite.

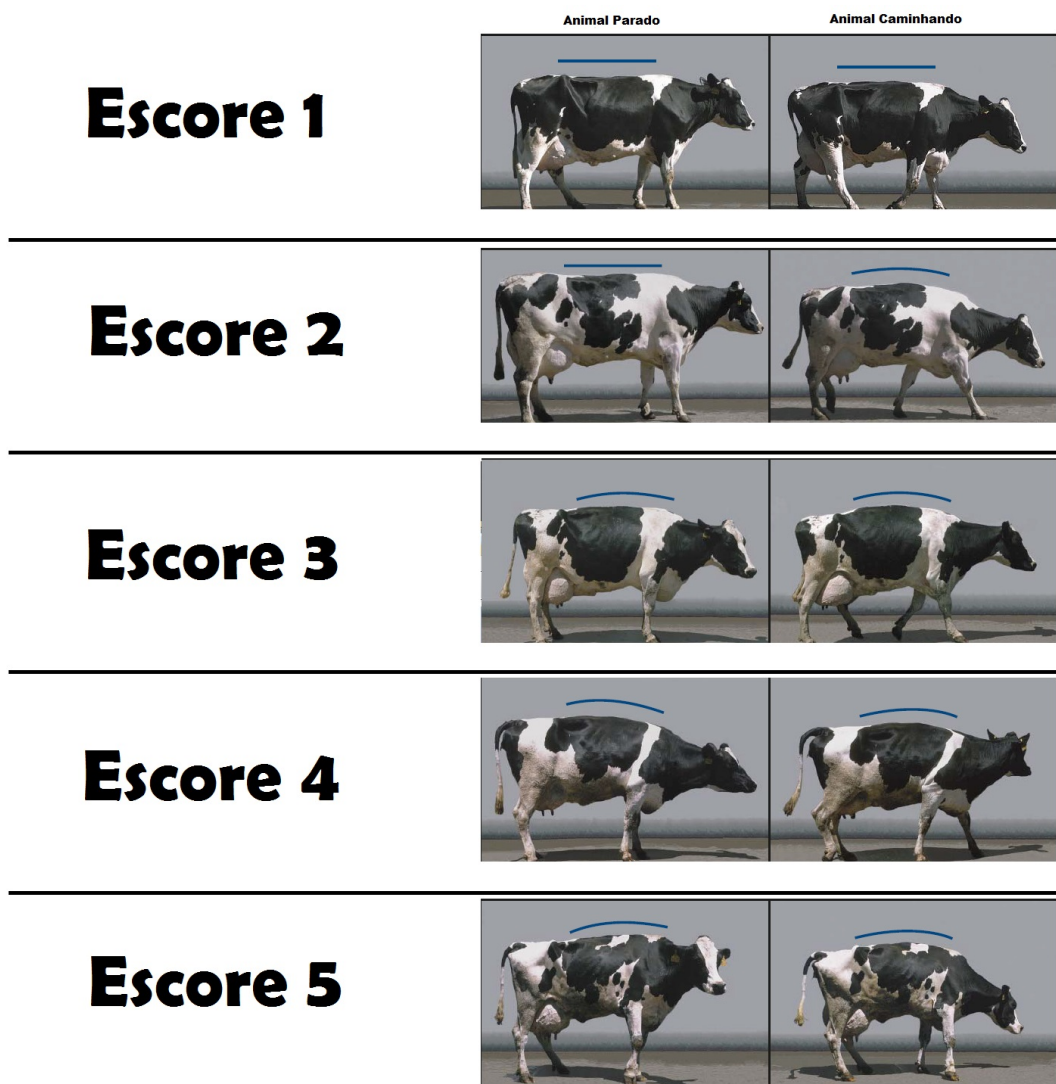


Figura 2.3: Escore de locomoção [39].

Conceitos, Técnicas e ferramentas

Este capítulo descreve os conceitos, técnicas e ferramentas que foram utilizadas neste trabalho com a finalidade de melhorar o entendimento do processo de detecção. No entanto, antes de iniciar tais descrições, é de grande importância explicar a diferença entre visão computacional, computação gráfica e processamento de imagem, o que será feito a seguir.

Visão Computacional

A visão computacional pode ser considerada uma área de estudo que tenta repassar para as máquinas a capacidade da visão. Neste caso, visão não consiste apenas na atividade de capturar uma imagem, mas algo que vai além disso: consiste em melhorar a imagem (tirando ruídos ou interferências para o reconhecimento de um objeto), realizando a separação dos objetos de interesse ou da região de interesse, conseguindo extrair características relevantes da imagem capturada e identificando padrões dentro da cena observada [43], como pode ser visto na Figura 3.1. Por conseguinte, o objetivo principal da visão computacional é, a partir de uma imagem (ou várias), obter informações sobre as propriedades físicas, geométricas ou topológicas [36] do elemento avaliado por essa técnica.

De forma resumida, a visão computacional tenta identificar o modelo geométrico de uma imagem, através da análise, buscando obter a especificação dos seus componentes [35].

Computação gráfica

A computação gráfica é a área da Ciência da Computação que estuda a criação, manipulação e análise de imagens geradas do zero, utilizando um modelo computacional e cálculos matemáticos para esta reprodução [44] [35]. De forma mais direta, a computação gráfica é a conversão de dados em ima-

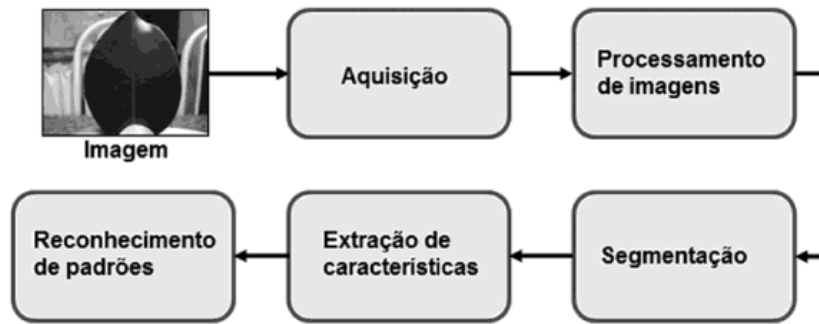


Figura 3.1: Processo da Visão Computacional [35]

gens [36], e isso inclui aplicativos que façam desenhos simples, como gráficos utilizados em planilha eletrônica e também imagens de alta resolução, como imagens geradas em ferramentas CAD [35]. A computação gráfica pode gerar imagens bidimensionais (2D) e tridimensionais(3D), através de algoritmos próprios, como objetos e cenas, com alto grau de realismo [35].

A Figura 3.2, criada por [61], mostra a relação entre as quatro áreas da computação.

Entrada \ Saída	Imagem	Modelo
Imagem	Processamento de Imagens	Computação Gráfica
Modelo	Visão Computacional	Modelagem Geométrica

Figura 3.2: Relação entre as áreas [61].

A Figura 3.3, mostra a analogia entre a área de computação gráfica e as demais áreas afins. Essa figura representa uma forma fácil de compreender o ponto de partida, a área de conhecimento e o resultado do processo.

Processamento de Imagem

O processamento de imagens é um método totalmente oposto ao método de computação gráfica, pois, partimos da captura de uma imagem (ou mais) transformando-a em outra, com informações relevantes (melhorada, sem ruídos) [36]. O processamento de imagens tem duas principais aplicações: i) melhoria das informações para melhorar a interpretação humana e ii) automação da análise de informações extraídas de uma cena através de máquinas [68] [56] [21].

São cinco os principais elementos de sistemas de processamentos digitais, sendo eles: aquisição, armazenamento, processamento, comunicação e exibição de imagens.

Para o método de aquisição é necessário dois elementos: primeiro - um dispositivo que seja sensível a uma banda do espectro de energia eletromag-

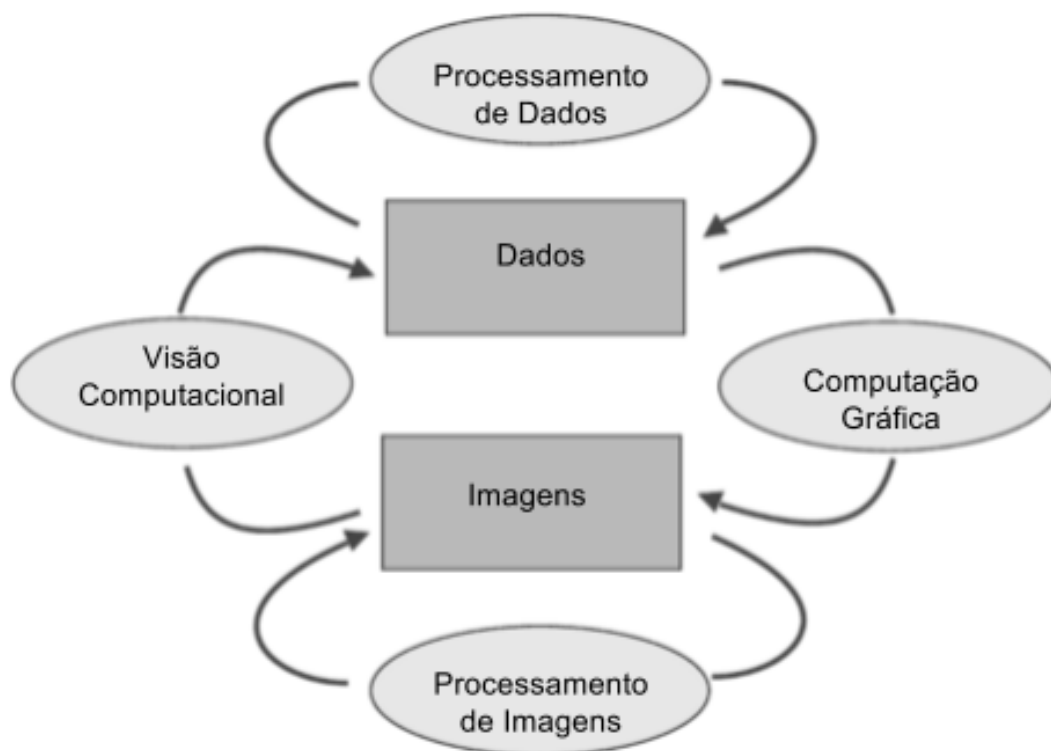


Figura 3.3: Computação Gráfica e áreas afins [36].

nética, seja raio X, ultravioleta, banda infravermelho, transformando essas informações em um sinal elétrico a um nível de energia percebida; Segundo - o dispositivo é o digitalizador, que fará a conversão da saída elétrica para uma forma digital [21] [56].

O armazenamento se restringe à forma e ao local onde esta imagem será guardada. Nesse sentido, existe uma grande preocupação para que não seja perdida nenhuma informação. Existem três principais categorias de armazenamento de imagens digitais: (1) armazenamento por curto tempo, para uso em tempo de processamento; (2) armazenameno "*on-line*", para acesso relativamente rápido, e (3) armazenamento em arquivo, caracterizado pelo armazenamento massivo [21] [56].

O método de processamento envolve procedimento algorítmico, realizando métodos específicos para o tratamento de uma determinada imagem. Isso significa que o processamento de imagens é tão particular que uma solução específica não funcionará em outro tipo de processamento [21] [56].

A comunicação é responsável pela transmissão entre sistemas de processamento de imagens e comunicação remota de um ponto a outro [21] [56].

A exibição é a forma que a imagem processada irá ser mostrada, sendo que existem vários dispositivos que realizam essa função, mas os principais são os monitores, monocromáticos e coloridos [21] [56].

a Figura 3.4 demonstra os passos de execução do processamento de ima-

gem.

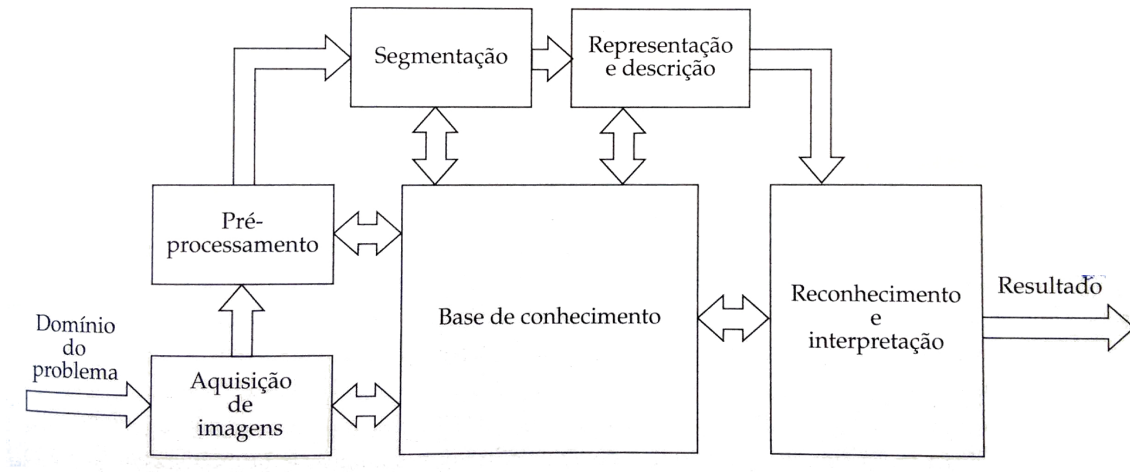


Figura 3.4: Passos Fundamentais em processamento de imagens [21].

3.1 Conceitos, Técnicas e ferramentas

Lista dos itens utilizados neste trabalho, descrita nas seções posteriores.

- RGB;
- Termografia;
- Coleta de imagens;
- Reconhecimento de Padrões
- *ImageJ*
- *K-Means*;
- Seleção da Região de Interesse;
- Histograma;
- Cálculo da distância Euclidiana;

3.2 RGB

O conceito de espaço RGB se baseia nas três cores aditivas primárias, que são o vermelho (*Red*), o verde (*Green*) e o azul (*Blue*), cuja soma dessas três cores resulta na cor branca. Quando somadas duas a duas, são geradas as cores secundárias, sendo elas: *ciano*, *magenta* e *amarelo* [20] A Figura 3.5 mostra, em forma 3D, esse conceito.

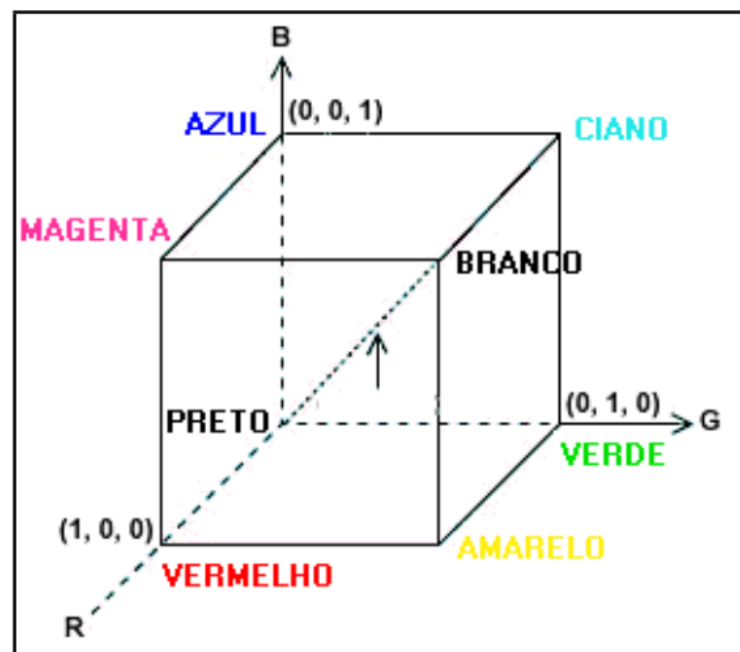


Figura 3.5: Imagem do espaço RGB [20]

Por sua vez, a figura 3.6 mostra o espaço RGB da imagem da termografia da pata bovina constatada com laminite.

3.3 Termografia

A termografia é considerada uma técnica de registro gráfico das temperaturas de diversos pontos de um determinado local ou objeto, que utiliza a emissão da radiação infravermelha. A radiação infravermelha são raios que fazem parte do espectro eletromagnético, não visíveis aos olhos humanos [37]. A visão humana detecta uma faixa muito pequena desse espectro, situada entre o comprimento de onda de $0,4 \mu\text{m}$ e $0,7 \mu\text{m}$ [65]. Dessa forma, não é possível aos seres humanos visualizarem a radiação infravermelha, como observa-se por meio da Figura 3.7.

Todo tipo de material que não está em zero absoluto produz energia cinética, gerando, assim, radiação infravermelha. O zero absoluto, conceitualmente, é uma temperatura na qual não existe energia cinética. No sistema internacional de medidas é o mesmo que 0 graus Kelvin (0°K) e quando transformado em graus Celsius é igual a -273°C [49].

As temperaturas da superfície dos objetos podem ser medidas e detectadas através da radiação emitida por esses objetos [23], que emitem radiação infravermelha e cuja principal fonte dessa radiação é o calor ou o que podemos chamar de radiação térmica [63]. O calor emitido pelos objetos faz com que sejam criadas ondas eletromagnéticas, parecidas com as ondas emitidas pelos raios X, ondas de rádio e raios-gama [63]. O olho humano tem uma limitação

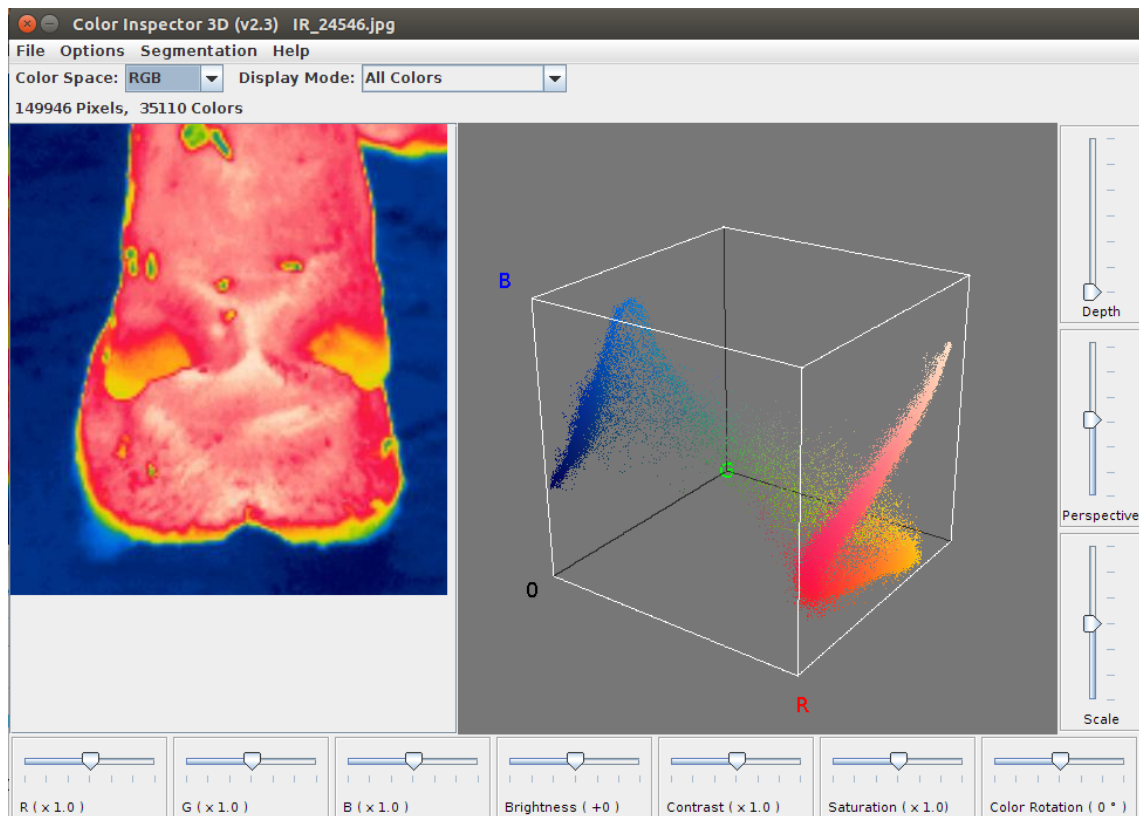


Figura 3.6: Espaço RGB de imagem da termografia da pata bovina

para visualizar o espectro eletromagnético, sendo possível ver apenas uma pequena parte desse espectro. Não conseguimos visualizar o espectro eletromagnético que é produzido pela luz ultravioleta, nem mesmo a emissão espectral infravermelha [63]. A utilização de equipamentos com recurso termovisor é a única forma de os seres humanos visualizarem a radiação infravermelha emitida por um objeto, quando podem ser medidas e reproduzidas as imagens de radiação infravermelha.

Os raios infravermelhos são detectados por um equipamento com esse tipo de recurso, denominado termovisor, capaz de gerar imagem de vídeo através do calor emitido pelo objeto observado [37]. O calor emitido é transformado em informação processada pelo termovisor e essa informação transformada em termogramas [37].

A Figura 3.7 mostra, além da frequência de onda, o intervalo que é considerado visível para os seres humanos.

Na atualidade, existem vários autores desenvolvendo pesquisas voltadas para a saúde animal e utilizando técnicas de termografia infravermelha para a detecção de doenças que apresentam alteração de temperatura.

Para a análise das inflamações em bovinos, a utilização da termografia pode ser realizada na região da inflamação, pois quanto maior a vascularização maior será a temperatura [48], como no caso de inflamação como a laminite.

Algumas doenças, como a laminite, não são visíveis ao olho humano, pas-

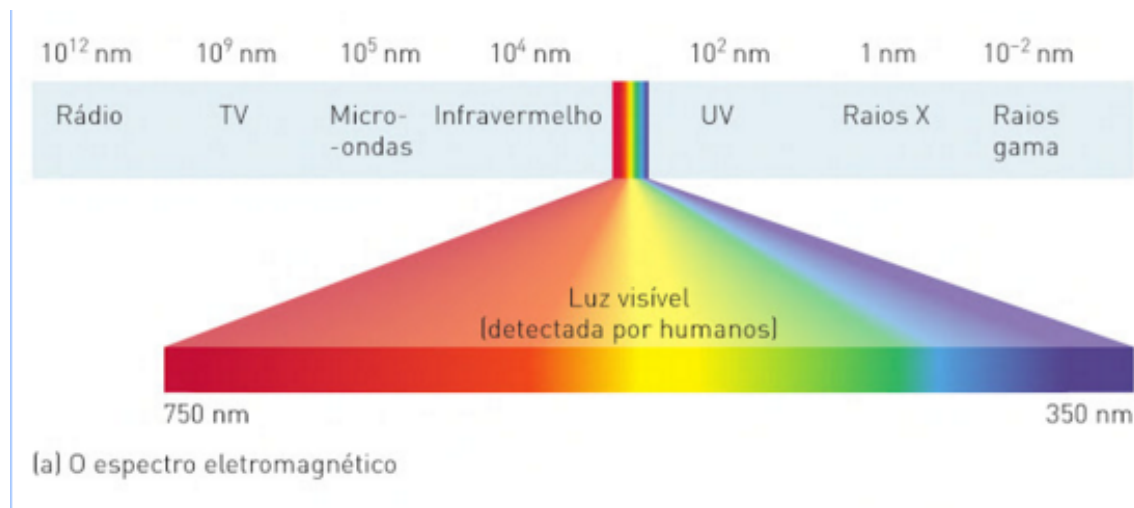


Figura 3.7: espectro eletromagnético [46].

sando despercebida e/ou sendo detectadas apenas em estágios mais avançados, nesse caso a técnica de termografia acelera a detecção de doenças, pois as fotografias de termografia geram uma imagem representada por um gradiente térmico e as cores representam temperaturas.

3.4 Aplicações da termografia

A termografia inspira vários estudos existentes para a detecção de doenças em animais por ser uma técnica não invasiva e que traz praticidade para o manejo animal [28]. Desde 1960 essa técnica é utilizada para detectar problemas de claudicação em equinos [48] como também doenças em cães [34].

Existem várias pesquisas para a identificação de doenças utilizando termografia, como em casos de vacas com aptidão leiteira que podem apresentar doenças como a mastite (inflamação da glândula mamária) [8], para a detecção de diarreia viral em bezerros [7], a febre aftosa em bovinos, quando a temperatura dos animais sofre elevação [42], para avaliar o processo de ordenha [33] e detectar infecções causadas pelas marcas que são feitas para a demarcação dos animais, geralmente nos bovinos [48].

Para a detecção das doenças de casco, a utilização da termografia é de grande importância, uma vez que traz informações de extrema relevância [28] bem como auxilia numa detecção mais rápida e eficaz [70].

Revisão Literária

Existem algumas pesquisas, que neste trabalho foram utilizadas como 'Revisão de Literatura' e são abordadas nas páginas seguintes, envolvendo temperatura de casco bovino e, em todas elas, não é possível afirmar um padrão de temperatura superficial exata para todos os animais.

A análise de termografia realizada no trabalho de [70], com o tema "A

detecção de lesões de cascos utilizando termografia infravermelha digital em vacas leiteiras”, ressalta a variação de temperatura do casco, quando a mínima registrada foi de 27.3° e, em outro animal, a temperatura do casco registrou 33.8° .

Já no estudo realizado por [28], a temperatura do casco de um animal foi de 27.7° e, em outro, a temperatura do casco foi de 26.2° . A área coletada no estudo de [28] foi a região de trás do casco do animal, como pode ser observado na Figura 3.8.

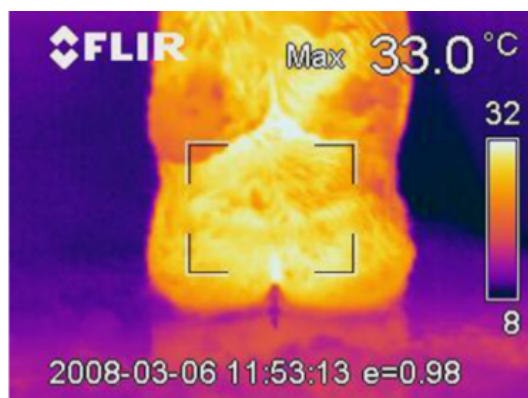


Figura 3.8: Imagem da termografia do estudo de [28]

Na pesquisa descrita por [27], as temperaturas dos cascos dos animais foram em média de $26,8^{\circ}$, variando de $21,2^{\circ}$ até $37,3^{\circ}$, mínima e máxima respectivamente. A região do casco onde as temperaturas foram coletadas pode ser vista na Figura 3.9.

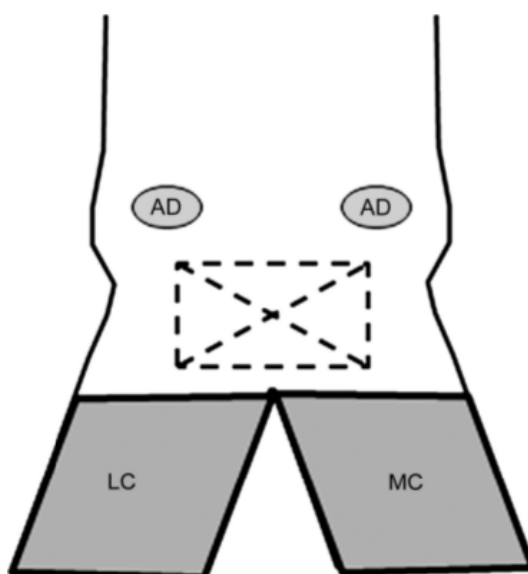


Figura 3.9: Região de onde foi coletada as imagens de [27]

Em todos os autores estudados os relatos são semelhantes, considerando-se que a região de inflamação nos cascos sofre diferença de temperatura com

relação às outras partes do casco. Outro fator observado é a dificuldade de impor um padrão de limite de temperatura para cascos saudios ou com lesões.

Análise do dados coletados

Neste trabalho foram analisadas imagens de termografia dos membros inferiores de vacas leiteiras, como a Figura 3.10. Ao analisar-se totalmente a imagem(3.10), tem-se que as cores mais escuras, tendendo ao preto, simbolizam as temperaturas mais baixas, sendo que, nesta, a temperatura mais baixa registrada foi de 22.8°C, representada pelo ponto Sp3. Ao contrário do exposto, a cor branca representa as temperaturas mais altas registradas. Nesta imagem em específico temos a temperatura de 37.3°C, representada no ponto Sp1. A Figura 3.10 retrata a pata esquerda de uma vaca, com a presença de inflamação. A pata do animal está representada pela cor vermelha, já o fundo (ambiente onde o animal estava), pelo azul. Esta imagem foi graficamente gerada através do programa *Flir Quick Report*, que pode gerar informações de cada ponto registrado, sendo por meio desse programa que foram inseridos os pontos Sp1 ao Sp5, que podem ser observados a seguir.

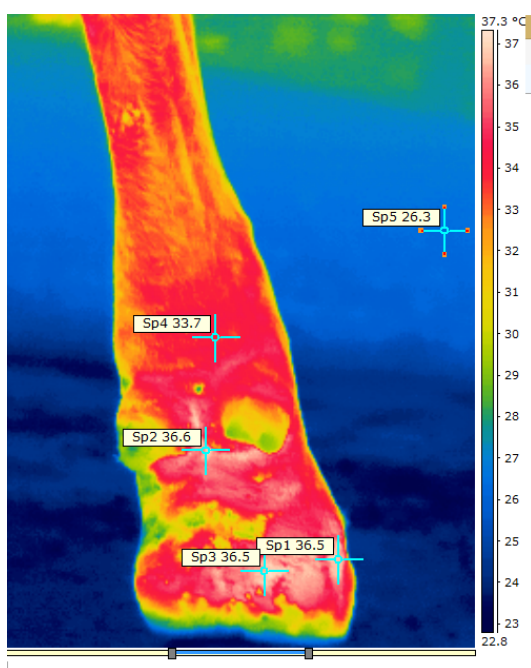


Figura 3.10: Imagem da termografia de uma vaca com laminite

Analisando os pontos destacados na imagem, o ponto Sp1, que apresenta uma temperatura de 36.5°C, não é a mais alta, mas indica um ponto onde está concentrada uma inflamação característica da laminite no casco.

Analisando outros, como por exemplo o Sp3, temos a mesma temperatura do ponto Sp1, indicando uma região considerada grande, com possível inflamação. A diferença de temperatura entre os locais inflamados (pontos da imagem Sp1, Sp2 e Sp3) e não inflamados (ponto da imagem Sp4) chega a quase 3°C.

Em uma visão mais ampla considerada sobre a Figura 3.10, temos um animal que possui um casco bem lesionado pela laminite, cujo grau de escore de locomoção foi classificado em grau 5.

A Figura 3.11 é a imagem de termografia de um bovino fêmea que apresenta inflamação do casco do membro direito e cuja temperatura na região de inflamação está em 36.1°C marcada no ponto Sp1. Temperatura menor está representada no ponto Sp2, entre as garras do casco. Mediante o exposto, esta na Figura 3.11 mostra bem que a inflamação está localizada na região inferior do casco.

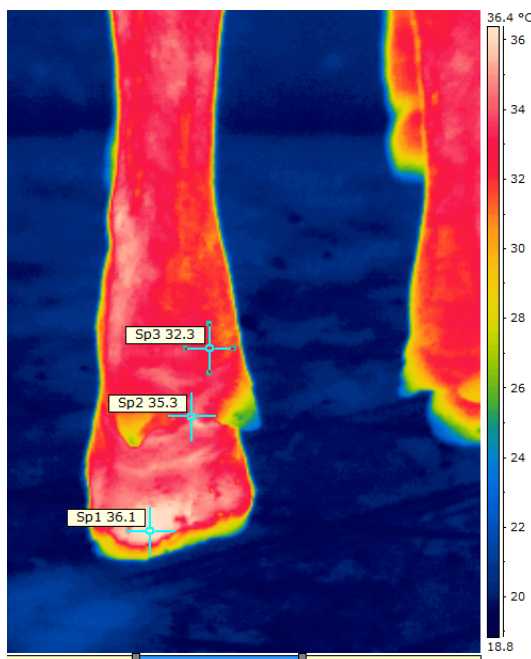


Figura 3.11: Imagem da termografia de uma vaca com laminite

A Figura 3.12, mostra a imagem de termografia de um casco sem inflamação, na qual o casco não apresenta elevação de temperatura, uma vez que essa mantém-se igual ao restante da pata ou menor, diferentemente das Figuras 3.10 e 3.11.

As imagens 3.10, 3.11 e 3.12, utilizadas neste trabalho, contêm informações que estão relacionadas na “Seção de Coletas”, apresentadas nas próximas páginas.

Mediante os exemplos seguintes, representados pelas figuras 3.13 3.14 , 3.15, é possível demonstrar como se apresenta uma imagem convertida em números, sendo que os números são dos registros de temperatura de cada *pixel* da imagem.

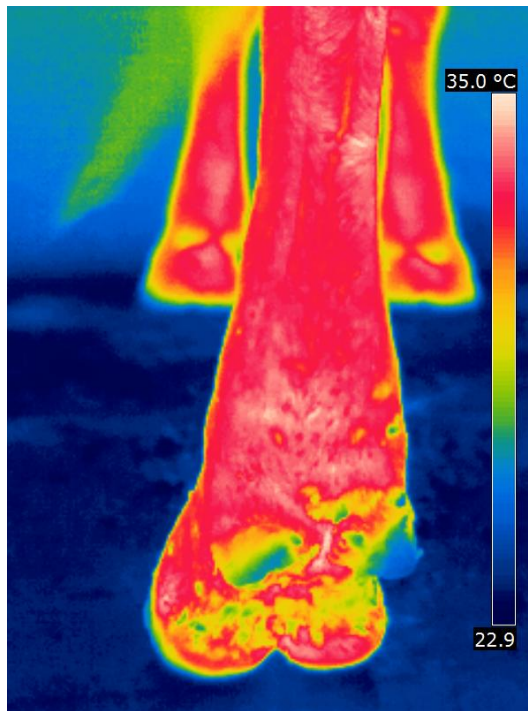


Figura 3.12: Imagem da termografia de uma vaca sem a presença de laminite

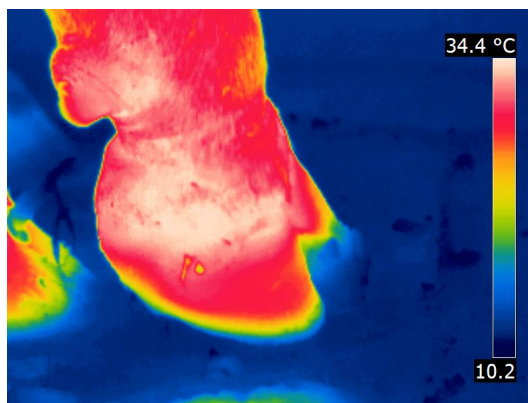


Figura 3.13: Imagem termográfica do casco do animal

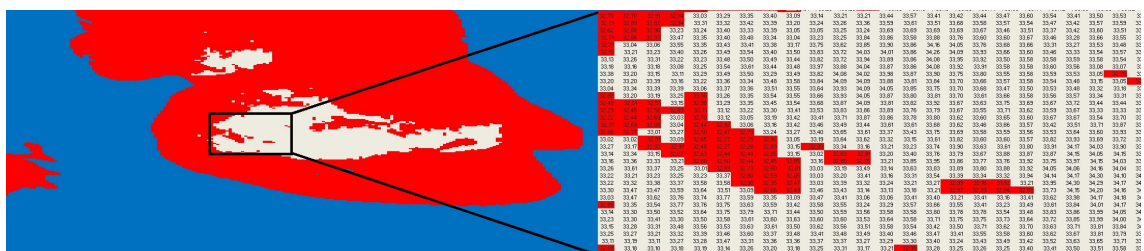


Figura 3.14: Conversão da imagem termográfica(direita) em uma matriz com o registro das temperaturas (esquerda)

3.5 Reconhecimento de Padrões

O reconhecimento de padrões é um conceito científico que tem por objetivo classificar objetos em categorias ou em classes, identificando imagens, vídeos e sinais de onda, entre outros tipos de informações [38], e utilizando algorit-

33,35	33,43	33,41	33,38	33,17	33,75	33,62	33,85	33,90	33,86	34,16	34,05	33,76	33,68	33,66	33,31	33,27	33,53	33,48	33,48
33,26	33,49	33,54	33,40	33,50	33,83	33,72	34,03	34,01	33,86	34,26	34,09	33,93	33,66	33,60	33,46	33,33	33,54	33,57	33,55
33,23	33,48	33,50	33,49	33,44	33,82	33,72	33,94	33,89	33,86	34,08	33,95	33,92	33,50	33,58	33,58	33,59	33,58	33,54	33,71
33,25	33,54	33,61	33,44	33,48	33,97	33,88	34,04	33,87	33,86	34,08	33,92	33,91	33,58	33,58	33,60	33,56	33,08	33,07	33,51
33,29	33,49	33,50	33,29	33,49	33,82	34,08	34,02	33,98	33,87	33,90	33,75	33,80	33,55	33,58	33,59	33,53	33,05	32,75	33,15
33,22	33,36	33,34	33,48	33,58	33,84	34,09	34,09	33,88	33,81	33,84	33,70	33,66	33,57	33,58	33,54	33,48	33,15	33,05	32,75
33,06	33,37	33,36	33,51	33,55	33,64	33,93	34,09	34,05	33,85	33,75	33,70	33,68	33,47	33,50	33,53	33,48	33,32	33,18	33,14
33,00	33,26	33,35	33,54	33,55	33,66	33,93	34,05	33,87	33,80	33,81	33,70	33,61	33,66	33,58	33,56	33,57	33,34	33,31	33,43
32,90	33,29	33,35	33,45	33,54	33,68	33,87	34,09	33,81	33,82	33,92	33,67	33,63	33,75	33,69	33,67	33,72	33,44	33,44	33,56
32,71	33,12	33,22	33,30	33,41	33,53	33,83	33,86	33,89	33,76	33,79	33,67	33,55	33,71	33,62	33,59	33,67	33,33	33,33	33,70
32,70	33,12	33,05	33,19	33,42	33,41	33,71	33,87	33,86	33,78	33,80	33,62	33,60	33,65	33,60	33,67	33,67	33,67	33,54	33,70
32,44	32,97	33,06	33,16	33,42	33,46	33,49	33,44	33,61	33,61	33,68	33,62	33,46	33,66	33,57	33,42	33,51	33,71	33,87	33,92
32,50	32,47	32,73	33,24	33,27	33,40	33,65	33,61	33,37	33,43	33,75	33,69	33,58	33,59	33,56	33,53	33,64	33,60	33,93	33,83
32,65	32,27	32,25	32,92	33,05	33,19	33,64	33,62	33,32	33,15	33,61	33,82	33,60	33,60	33,57	33,82	33,93	33,69	33,72	33,82
32,48	32,27	32,28	32,89	33,15	32,89	33,34	33,16	33,21	33,23	33,74	33,90	33,63	33,61	33,80	33,91	34,17	34,03	33,90	33,83
32,63	32,44	32,44	32,85	33,15	33,02	32,83	32,91	33,20	33,40	33,76	33,79	33,67	33,88	33,87	33,87	34,15	34,05	34,15	33,96
32,80	32,50	32,44	32,45	32,33	33,16	32,80	32,75	33,21	33,85	33,95	33,86	33,77	33,76	33,92	33,75	33,97	34,15	34,03	33,99
33,01	32,93	32,73	32,60	32,81	33,03	33,19	33,49	33,14	33,63	33,83	33,89	33,80	33,88	33,92	34,05	34,06	34,16	34,04	33,92
33,23	33,37	32,80	32,59	32,63	33,03	33,20	33,41	33,16	33,31	33,54	33,39	33,34	33,32	33,94	34,14	34,17	34,30	34,10	34,04
33,58	33,58	32,99	32,35	32,47	33,03	33,39	33,32	33,24	33,21	33,27	32,99	32,18	31,82	33,21	33,95	34,30	34,29	34,17	34,02
33,64	33,51	33,09	32,86	32,45	33,46	33,43	33,14	33,13	33,18	33,21	32,97	32,99	32,04	32,99	33,73	34,15	34,20	34,16	34,16
33,74	33,77	33,59	33,35	33,09	33,47	33,41	33,06	33,06	33,41	33,40	33,21	33,41	33,16	33,41	33,62	33,98	34,17	34,18	34,17
33,76	33,75	33,63	33,59	33,42	33,58	33,55	33,24	33,29	33,57	33,66	33,55	33,41	33,23	33,49	33,61	33,84	34,01	34,17	34,03
33,64	33,75	33,79	33,71	33,44	33,50	33,59	33,56	33,58	33,58	33,78	33,78	33,54	33,48	33,83	33,86	33,99	34,05	34,05	34,05
33,50	33,58	33,61	33,60	33,63	33,60	33,60	33,53	33,64	33,58	33,71	33,75	33,75	33,73	33,64	33,72	33,85	33,99	34,00	34,01

Figura 3.15: Ampliação da matriz de temperatura, representando a temperatura de cada *pixel* do casco do animal

mos computacionais para a detecção automática de padrões em dados obtidos dos objetos estudados [51]. Desta forma, é possível criar aplicações através da programação para que se tenha um aprendizado de máquina, fazendo com que o sistema possa coletar, analisar e tomar decisões [51] [38]. A aprendizagem de máquina pode ser utilizada por meio de um conjunto de treinamento, fazendo com que os parâmetros do modelo adaptativo fiquem ajustados com a finalidade de se obter melhores resultados [51].

Existem quatro categorias de reconhecimento de padrões: I) o reconhecimento de padrões supervisionados, II) o reconhecimento de padrões não supervisionados, III) aprendizagem semi-supervisionada e IV) aprendizagem por esforço [38].

O reconhecimento de padrões parte de três etapas muito importantes, que basicamente são: a) as entradas dos dados dos objetos ou das informações do item, b) a extração das características relevantes do objeto e c) a detecção, identificação e classificação dos itens analisado [40]. Além disso, existem diversas técnicas que envolvem o reconhecimento de padrões, como, por exemplo, a generalização, extração de características, estimativa da densidade e técnica de reforço de aprendizagem [51].

Para as aplicações tanto práticas como teóricas, o pré-processamento dos dados de entrada é uma tarefa muito importante. Essa pré-análise auxilia na padronização das entradas, a fim de facilitar a extração dos padrões, fazendo com que fique mais preciso para os algoritmos de reconhecimento de padrões distinguir as diferentes classes. O pré-processamento dos dados é denominado 'extração de características' [38]. Para identificar a qual classe um determinado objeto em análise pertence é preciso analisar as suas características e, para tal análise, é importante saber as informações mensuráveis que tornam este objeto ou imagem diferentes dos demais. As características obtidas são dados mensuráveis que poderão indicar informações importantes

que auxiliarão na classificação do objeto em análise, que podem ser medias ou desvio padrão, dentre outras informações. Essas características podem levar as imagens a ser classificadas em uma classe específica. Existem várias maneiras de se obter as características do objeto ou imagem a ser analisada, pois cada caso possui suas características específicas. Escolher as características mais importantes é uma das tarefas mais complicadas e, geralmente, é gerado um número de características maior que o necessário, sendo assim, são escolhidos os mais relevantes para a classificação. Conforme existam diversas características de cada objeto, pode ser criado um vetor de características fazendo com que cada vetor possa identificar um único padrão que o objeto possui. O papel do classificador será o de analisar as características e determinar a que classe o objeto analisado irá pertencer.

Definir a semelhança dentro dos vetores de característica no reconhecimento de padrões não supervisionados e escolher um padrão de medida de similaridade são tarefas bem importantes. Além disso, é preciso escolher um algoritmo eficiente para agrupar esses vetores, baseado nas medidas de similaridade adotados [38].

Como exemplo de extração de características tem-se, neste trabalho, a Figura 3.16, que é a imagem termográfica do membro inferior direito de um bovino, mostrando as variações de cores que representam a temperatura da pata do animal. Essa imagem traz diversas informações e características que podem levar à identificação de possíveis inflamações. A imagem mostra que o animal possui alta temperatura na região entre as garras, atingindo 36.6° C, e se inserirmos as informações de temperatura em um vetor de características, podemos classificar se este animal possui inflamação (ou não). Essa característica é interessante para provar que o animal está apresentando um grau mais elevado de temperatura na região do casco, o que, possivelmente, caracteriza uma inflamação.

3.6 *ImageJ*

O *ImageJ* é um programa de código livre de arquitetura aberta, construído e editado em *Java*, no qual é possível realizar processamento de imagens, exibição, edição, análise e salvar e imprimir imagens de 8 *bits*, 16 *bits* e 32 *bits*. Além de ser um programa com fonte aberto, esse *software* é altamente extensível com milhares de *plugins* e macros que poderão ser utilizados em diversas tarefas estabelecidas a serem executadas, além de possuir a capacidade de gerar cálculos de areas, além de medir distâncias e ângulos. Existe, também, a possibilidade da geração de histogramas de densidade e gráficos, manipulação de contraste, nitidez, alisamento, detecção de bordas e filtragem

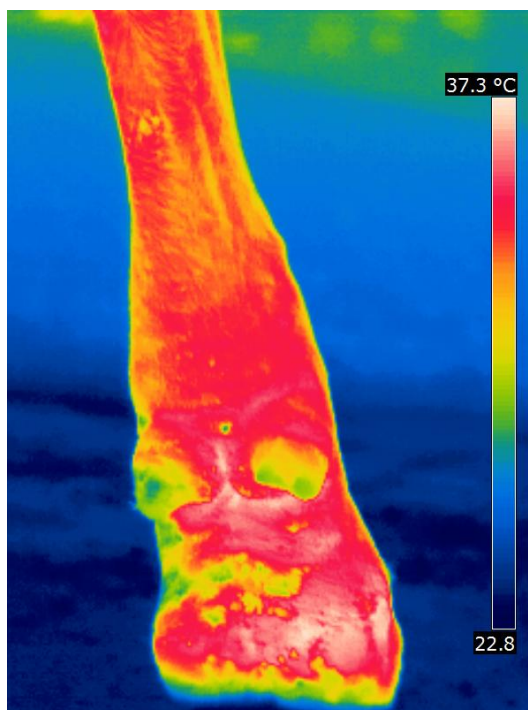


Figura 3.16: Imagem da termografia pata direita Bovino com inflamação

mediana. O programa também permite a criação de *plugins*, que poderão ser compilados pelo programa na execução de alguma tarefa específica. Esses *plugins* podem ser gerados através de editores e compiladores *Java*, podendo ser escritos por desenvolvedores interessados em realizar análises e processamentos de imagens, de acordo com o interesse de quem está utilizando a ferramenta.

A tela principal do *ImageJ* pode ser vista na Figura 3.17 justo com alguns exemplo de suas aplicações.

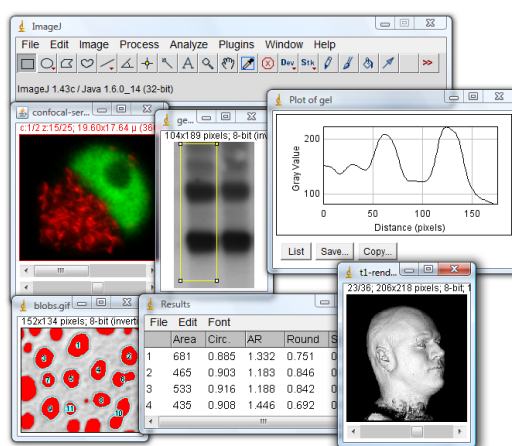


Figura 3.17: Tela principal ImageJ [29]

O *ImageJ* possui 4 vantagens [29], que o criador do sistema Richard Stallman em 1986 descreve que é:

1. A liberdade de executar o programa, para qualquer propósito.

2. A liberdade de estudar como o programa funciona, e alterá-lo da maneira que for necessário.
3. A liberdade de redistribuir cópias de modo que você possa ajudar ao seu próximo.
4. A liberdade de aperfeiçoar o programa, e liberar os seus aperfeiçoamentos ao público, de modo que toda a comunidade se beneficie.

3.7 *K-Means*

Conceitualmente, objetos que compartilham de características comuns são classificados em grupos ou classes e isso tem um papel importante para sua identificação. [69]

Existem diversos algoritmos de agrupamento de dados e o mais popular é o algoritmo *K-Means*. O agrupamento de dados é uma técnica muito utilizada para agrupar objetos que possuem características semelhantes e, nesta função, o algoritmo *K-Means* executa muito bem essa tarefa [14]. Para sua utilização é necessário informar previamente o número de agrupamentos de dados que serão utilizados na aplicação.

O algoritmo de *K-Means* agrupa um determinado conjunto de dados Y composto por entidades y_i onde $i = 1, 2, \dots, N$, cada um descrito sobre características v_1, v_2, \dots, v_v em K partições que não se sobrepõem. Cada conjunto $k=1, 2, \dots, k$ tem um único centróide $c_1, c_2, c_3, \dots, c_K$ que representa o centro do aglomerado [67].

A execução do algoritmo *K-Means* segue os passos descritos adiante. As interações podem ser visualizadas na Figura 3.18 na qual é apresentado os passos da execução do algoritmo [32].

Listando os passos do algoritmo de *K-Means*, é possível representá-lo da seguinte forma:

1. Primeiramente é selecionado aleatoriamente K objetos, onde cada um representa um centro inicialmente considerado centro. Cada objeto é atribuído ao centro que mais se assemelha, na maioria dos casos o que está mais próximo do cluster.
2. No segundo passo é realizado o cálculo da nova média de cada cluster, sendo que o primeiro e o segundo processo se repete até que a função converge ao critério.
3. O terceiro passo é atualizar o centróide e retornar ao passo dois, até que se tenha a condição de parada.

A Figura 3.18, mostra, em três etapas principais, a execução do algoritmo *K-Means*, relatadas nas etapas anteriores.

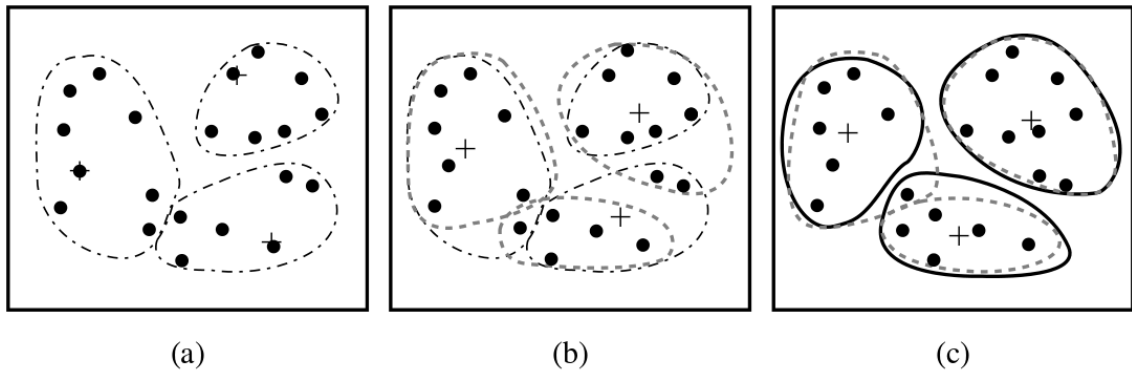


Figura 3.18: Procedimento *K-Means*. (a) Cluster aleatórios. (b) Atualização das médias e reposicionamento dos Clusters. (c) Atualização dos centróides e a classificação dos objetos

A Figura 3.19, mostra o resultado final após a execução do algoritmo *k-Means*, onde a imagem à esquerda é a imagem original e a imagem da direita é a imagem após a separação da área de interesse, sendo utilizados dois grupos para seleção.

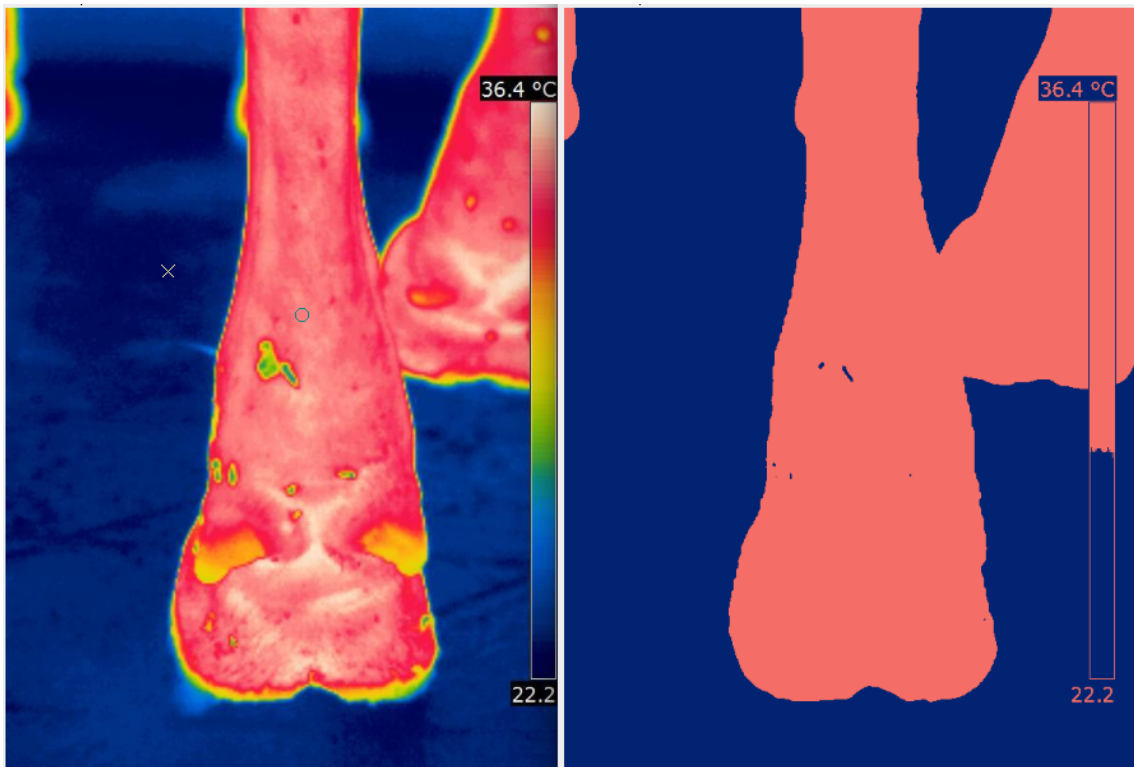


Figura 3.19: Resultado do método de *K-Means*. A esquerda imagem original, imagem a direita imagem após a execução do *K-Means*

3.8 Binarização

A técnica de binarização é considerada um dos processos mais importantes para o processamento de imagens em visão computacional. Essa técnica pode ser aplicada em várias soluções de problemas, tais como a detecção de linhas, reconhecimento óptico de caracteres e classificação de textos, identificação de escritores [60], como também, análise de documentos, logotipos, partituras musicais, processamento de mapas, imagens de ultra-som, raio-x, tomografia computadorizada, além de imagens termográficas [53].

A binarização converte uma imagem em escala de tons de cinza em uma imagem binária, com apenas duas cores: preto e branco [30]. Criando duas classes e separando as regiões da imagem, como, por exemplo, separar o objeto procurado do fundo da imagem, sendo uma ferramenta eficaz e simples [53].

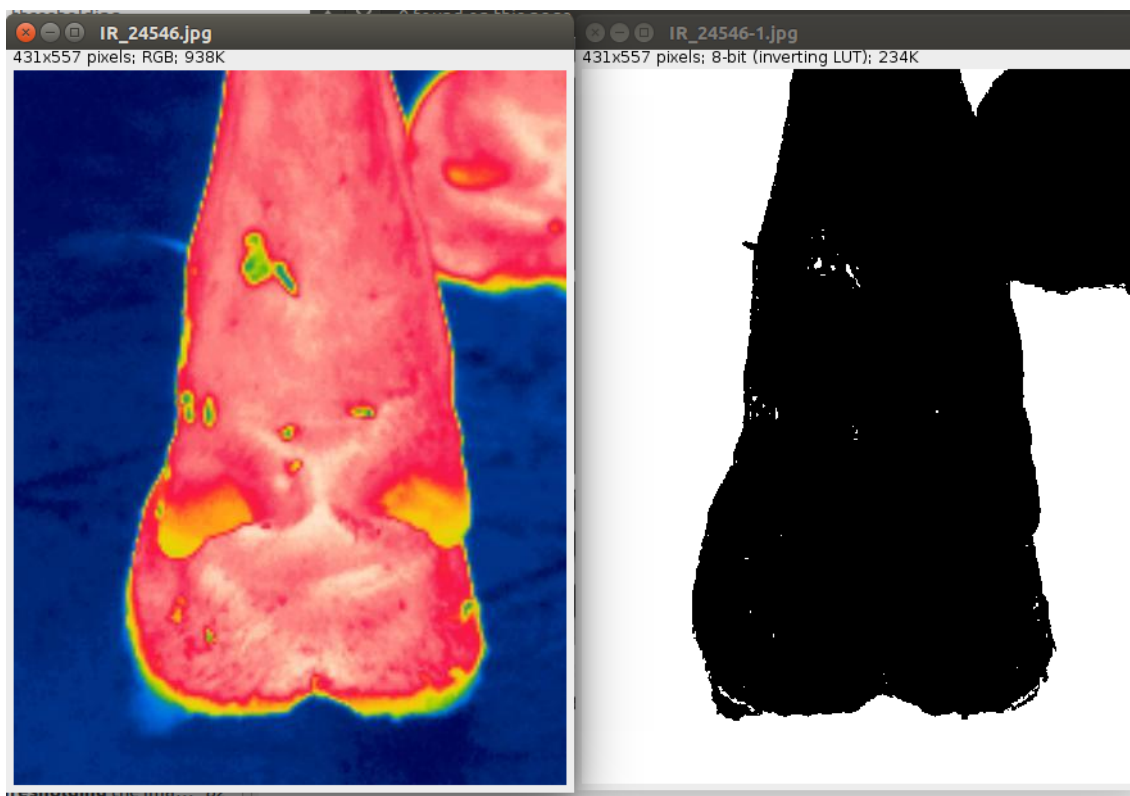


Figura 3.20: Imagem do casco bovino após a binarização

De uma forma bem simples, a binarização transforma uma imagem em apenas duas cores distintas. A técnica analisa os *pixels* da imagem e as converte a partir de um valor de limiar (T), onde valores acima ou iguais a esse limiar são convertidos em preto e, abaixo, são convertidos em branco [68] como visto na Figura 4.3. A Figura 3.21 traz a pata de um bovino na qual a imagem mais à esquerda mostra a imagem da termografia da pata bovina e, logo abaixo, seu histograma. Já, ao lado direito, é apresentada a mesma

pata, mas de forma binarizada e, logo abaixo, seu histograma. Pode-se observar que no histograma da imagem binarizada quase não é possível ver as linhas do gráfico, pois o pico do gráfico está concentrado nos extremos do histograma.

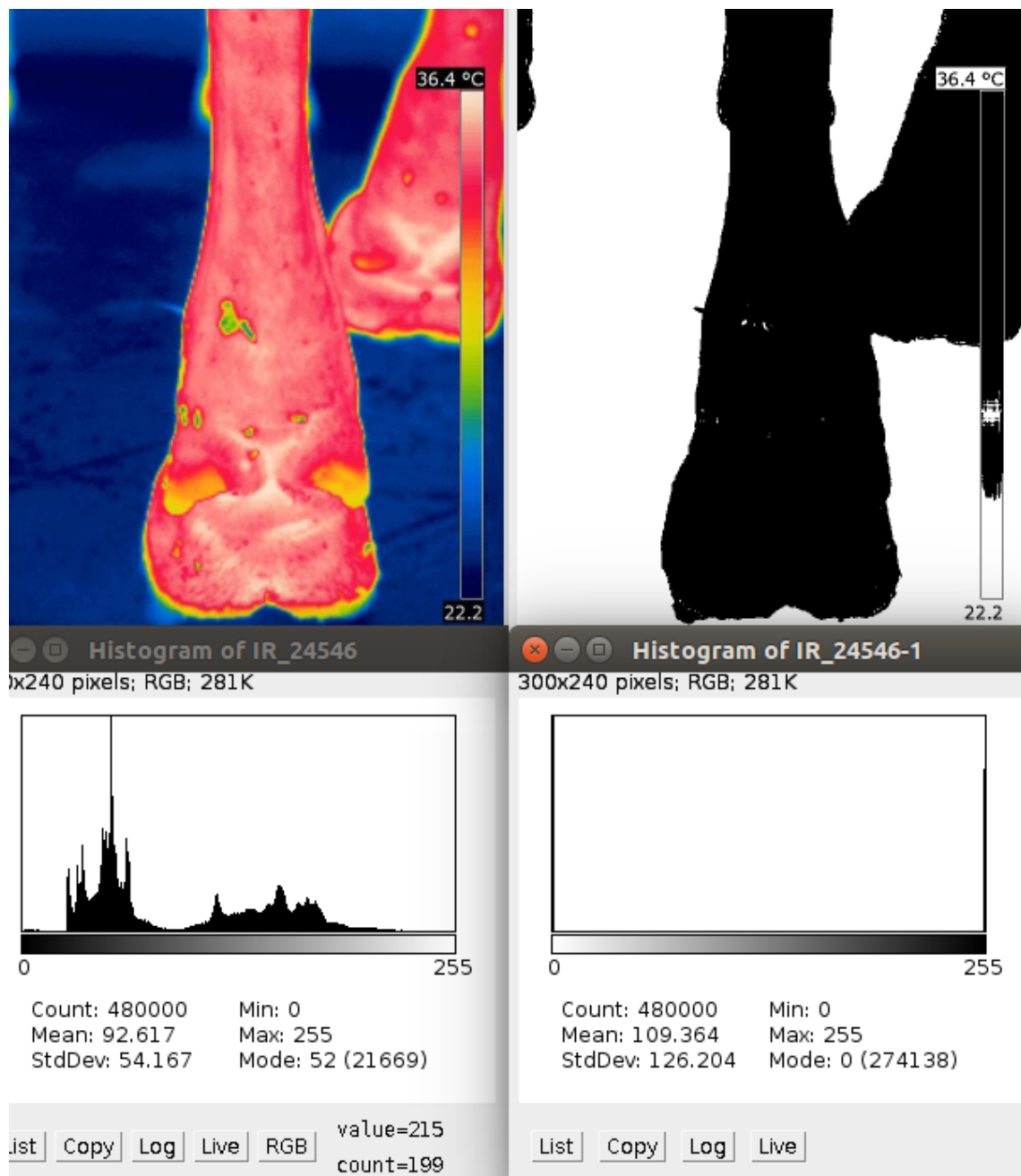


Figura 3.21: Imagem do casco bovino após, onde a imagem termográfica a esquerda é a pata de um bovino e sem histograma abaixo, já a direita a binarização da pata do bovino com seu histograma abaixo

3.9 Histograma

O histograma é uma distribuição de dados que mede a frequência de ocorrências de características visuais quantificadas, representado por um con-

junto de retângulos justapostos que, por sua vez, é representado pelo sistema de coordenadas cartesianas. O eixo x é considerado como o "eixo das variáveis" e o eixo y como o "eixo das frequências". As alturas dos retângulos são proporcionais às frequências das classes, sendo encontrada a soma das frequências de cada classe [4]. Também pode ser considerado como um *display* visual de dados organizado em tabelas de frequência, onde são utilizadas barras para demonstrar a classe, considerando-se que a largura de cada barra representa a largura de cada classe, já a altura de cada barra representa a frequência relativa de cada classe [57]. O histograma é considerado a forma mais simples de se representar algum tipo de informação [5] e é muito comum na resolução de problemas de visão computacional, como detecção de objetos e filtragem de imagens [5]. Analisando uma imagem, pode-se obter um conjunto de números que indique o percentual de *pixels*, apresentando um determinado nível de cinza, isso pode ser considerado o histograma de uma imagem [68].

A representação do histograma de uma imagem se dá na forma de um gráfico de barras, mostrando as frequências dos dados avaliados e indicando quantas vezes aquele mesmo valor ocorre em um determinado conjunto. Nesse caso, a imagem é analisada *pixel a pixel* e feita a somatória da frequência de tons de cinza. A escala de tons de cinza varia de 0 até 255, sendo que esses tons de cinza podem ser considerados as classes do histograma e a soma da sua frequência a altura. Os tons de preto não possuem a representação de valores menores, portanto, o tom de cinza mais forte é considerado com o valor 0. Já os tons de cinza mais altos, neste caso, o tom de branco, possui o valor 255. A construção de um histograma é realizada de maneira simples, quando primeiramente é traçado o sistema de eixos cartesianos e, logo a seguir, são descobertos os intervalos das classes, após esse procedimento são desenvolvidas as barras retangulares com bases iguais e com alturas com as respectivas frequências [10].

Estrutura de um histograma:

1. Criação de uma tabela de frequência, com o número designado de classes.
2. Insira o limite de classes no eixo horizontal e as frequências de cada classe no eixo horizontal.
3. Para cada classe representada na largura das barras tem o limite da próxima classe. A altura de cada barra indica a frequência da classe correspondente.

Imagens coloridas também podem gerar histograma, em que cada imagem possui seu componente R, G e B, sendo, neste caso, gerado um histograma para cada componente [68] Para que seja gerado o histograma de uma imagem

em tons de cinza, primeiramente é analisada a imagem *pixel a pixel*, na qual existe um vetor com L elementos e cada um desses elementos são inicializados com valor 0. Quando se inicia a geração do histograma é percorrida *pixel a pixel* a imagem e incrementado o valor na posição do vetor que representa o *pixel* em tom de cinza da imagem. Quando concluída a execução da geração do histograma, tem-se um vetor com seus índices completos com a somatória dos tons de cinza de cada *pixel* da imagem. [68]. A figura 3.22 mostra os histogramas de RGB da imagem de um casco bovino.

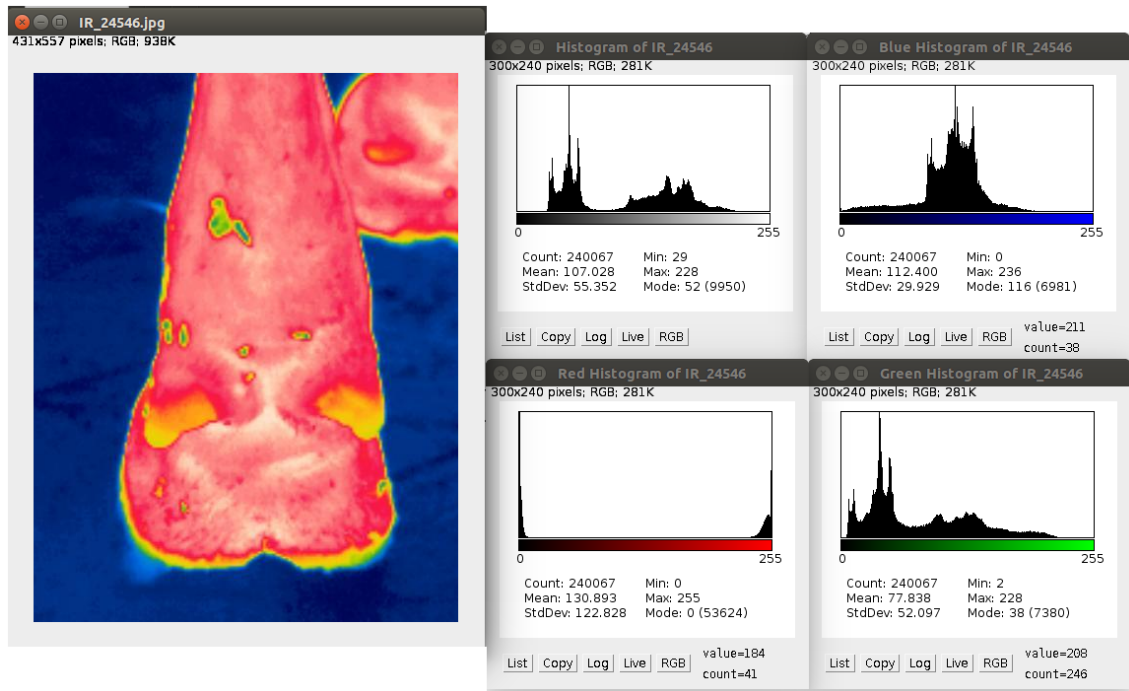


Figura 3.22: Imagem a esquerda do casco bovino. Gráficos a direita representando os histogramas, histograma em tom de cinza, histograma em vermelho, histograma em azul, histograma em verde

3.10 Distância Euclidiana

Distância Euclidiana é um conceito matemático bastante reconhecido, uma vez que esse conceito representa a menor distância existente entre dois pontos. Muitas vezes é chamada de ‘distância de linha reta’ [55], e é muito utilizada para o processamento de imagens utilizadas para medir distâncias. [56]

A fórmula que representa a Distância Euclidiana é:

$$d(q,p) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i - p_i)^2}$$

Neste trabalho, a distância euclidiana está sendo utilizada para medir a distância entre o histograma da imagem em análise, com as medidas de frequência de *pixel* da imagem com inflamação e da outra, sem inflamação.

Durante o processo de detecção, apresentado no Capítulo 4, a seguir, a distância Euclidiana é vista a partir da frequência de *pixel* gerada pela imagem. O vetor que armazena os valores dos *pixels* da imagem analisada é comparado ao vetor de *pixels* das imagens que estão cadastradas com base de dados para detecção do sistema. Baseada no resultado gerado pelo cálculo da distância Euclidiana, a imagem é classificada pelo sistema com duas opções: 'com inflamação' e 'sem inflamação'.

Quando a distância entre dois pontos resultar no valor 0, significa que esses pontos estão na mesma posição.

Processo de Detecção

O primeiro passo do processo de detecção é a identificação das imagens, quando todas elas foram classificadas por médicos veterinários, que identificaram o grau de escore, a posição da imagem e se o animal tinha (ou não) inflamação. Foram realizadas quatro abordagens e, em cada uma delas, todas as imagens foram analisadas. Sendo assim, cada uma das imagens foi separada das demais e o próprio sistema realizou a classificação para verificar se a imagem foi classificada corretamente. O resultado foi comparado com o obtido pelos especialistas que classificaram os animais. O fluxograma mostrado na Figura 4.1, é possível ver de forma simplificada todo o processo de detecção.

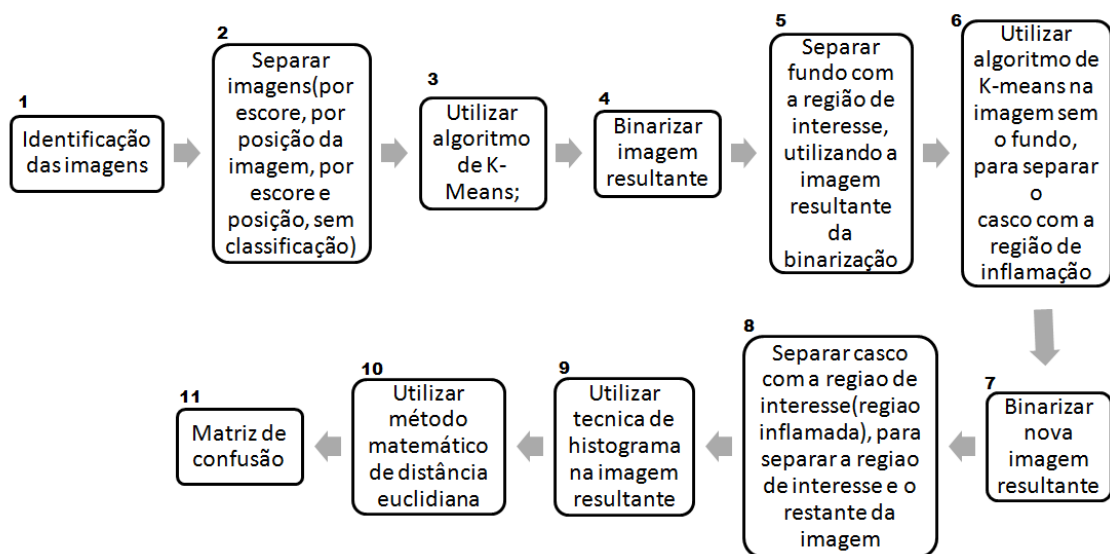


Figura 4.1: Fluxograma do processo de detecção

No pseudocódigo a seguir é mostrado o passo a passo de todo o processo de detecção, sendo que, todas as quatro abordagens seguiram as mesmas etapas.

O pseudocódigo demonstra todo o processo de detecção.

```
1 Identificacao das imagens;
2 Separar imagens (por escore, por posicao da imagem, por escore e
   posicao, sem classificacao);
3 Utilizar algoritmo de K-Means;
4 Binarizar imagem resultante;
5 Separar fundo com a regio de interesse, utilizando a imagem
   resultante da binarizacao;
6 Utilizar algoritmo de K-means na imagem sem o fundo, para separar o
   casco com a regio de inflamacao;
7 Binarizar nova imagem resultante;
8 Separar casco com a regio de interesse (regio inflamada), para
   separar a regio de interesse e o restante da imagem;
9 Utilizar tecnica de histograma na imagem resultante;
10 Utilizar metodo matematico de distancia euclidiana;
11 Matriz de confusao;
```

As posições que as imagens foram coletadas e classificadas pelos médicos veterinários estão descritas na Tabela 4.1.

Tabela 4.1: Legendas das posições das imagens

Siglas	Descrição
ADF	Foto do membro anterior direito da parte da frente
ADL	Foto do membro anterior direito da parte lateral
ADA	Foto do membro anterior direito da parte de trás
AEF	Foto do membro anterior esquerdo da parte da frente
AEL	Foto do membro anterior esquerdo da parte lateral
AEA	Foto do membro anterior esquerdo da parte de trás
PDF	Foto do membro posterior direito da parte da frente
PDL	Foto do membro posterior direito da parte lateral
PDA	Foto do membro posterior direito da parte de trás
PEF	Foto do membro posterior esquerdo da parte da frente
PEL	Foto do membro posterior esquerdo da parte lateral
PEA	Foto do membro posterior esquerdo da parte de trás

4.1 Detalhamento do processo de análise

Todos os passos executados no sistema estão descritos nesta seção, logo abaixo, e, separados pelas subseções, está detalhado cada processo. A sequência de passos foi realizada para testar a precisão do sistema de classificação.

Coletas O trabalho de coleta dos dados foi realizado em uma propriedade leiteira, localizada no município de Eldorado do Sul - RS, com altitude de 48 metros acima do nível do mar. Todas as coletas foram realizadas por médicos

veterinários, sendo esses profissionais que classificaram o grau de escore dos animais e se neles havia a presença (ou não) de inflamação. Foram analisadas 48 vacas, sendo coletadas 3 imagens de termografia, de ângulos diferentes, de cada pata do animal. As posições das imagens foram frontal, lateral e posterior. Os membros anteriores direito e esquerdo e membros posteriores direito e esquerdo. Ao todo, foram coletadas 576 imagens, em quatro horários diferentes, concentradas no período da manhã. Durante as coletas, além dos horários referentes a elas, também foram aferidas, por meio de um equipamento de bulbo negro, as informações umidade, WBGT (Temperatura de bulbo úmido), Tg (Temperatura de Globo Negro) e Ta (Temperatura do Ar), para cada coleta. As coletas ocorreram às 5h40 com umidade 74,8% , 6h50 com umidade de 76.60% e Tg 18 com 53.6°F(12°C) e Ta com 53.5°F(11.9°C) , 7h23 com umidade de 73.70% e Tg com 53.4°F (11.8°C) e Ta com 53.3 o F(11.8°C) e às 9h02 com umidade de 86.10% e Tg com 57.5°F(14.1°C) e Ta com 57.3°F(14°C). Na primeira coleta o equipamento apresentou dados inconsistentes e, devido a isso, os dados de Tg e Ta foram desconsiderados. Todas as imagens foram configuradas com a refletância em 98

Todas as coletas foram realizadas utilizando a câmera termográfica infravermelha FLIR T300 e determinando as temperaturas máxima e média da região afetada [18].

4.1.1 Identificação das imagens

Todas as imagens foram coletadas e nomeadas pelo lote ao qual o animal pertencia. O brinco do animal foi usado para dar o nome à sua fotografia. As imagens foram coletadas pelos médicos veterinários (descritos na seção de coletas), classificadas e nomeadas. Dentro do sistema, as imagens, foram separadas por pastas de classificação, da mesma forma como os médicos veterinários as realizaram.

4.1.2 Separação das imagens(por escore, por posição da imagem, por escore e posição, sem classificação)

Todas as imagens foram separadas, dependendo da forma em que ela foi analisada em cada abordagem. Na primeira abordagem, as imagens foram separadas apenas pelo escore de locomoção dos animais, já na segunda, as imagens foram separadas por escore e por posição em que a fora coletada. Na terceira abordagem as imagens foram separadas por posição. Na quarta, a classificação foi livre, sem posição e sem escore.

4.1.3 Utilização do algoritmo de *K-Means*

Após a identificação e separação das imagens, foi utilizado o método de *K-Means*, neste trabalho. Esse método teve a função de separar a região de interesse, que é a pata do animal, da região do fundo da imagem, como pode ser visto na imagem 4.2

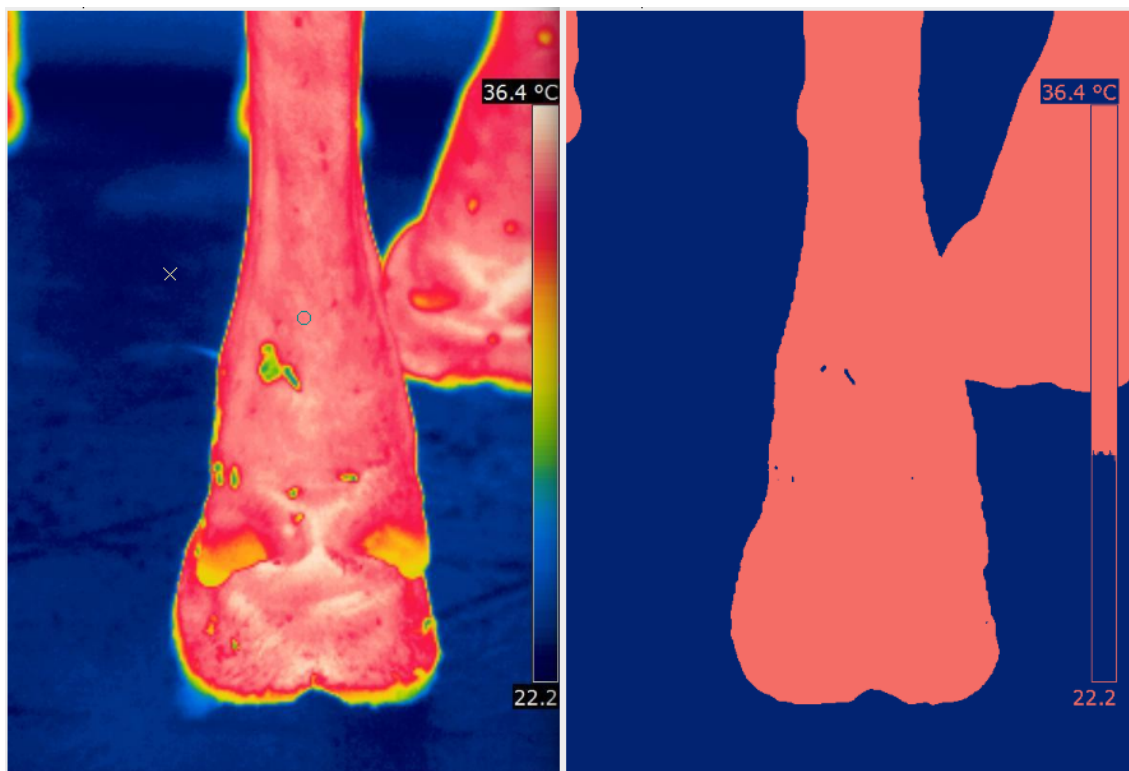


Figura 4.2: Resultado do método de *K-Means*. A esquerda imagem original, imagem a direita imagem após a execução do k-means

Neste processo foram escolhidos dois grupos para a separação, assim, o sistema separou o grupo de *pixels* da imagem, identificado como fundo da imagem, e separou o grupo de *pixels*, identificados como *pixels* da pata do animal.

4.1.4 Binarização da imagem resultante

O próximo passo do processo foi a binarização, que utilizou a imagem resultante do método de *K-Means*. A imagem resultante do método anterior foi binarizada, ficando apenas em duas cores, preto e branco, resultado que pode ser observado na Figura 4.3

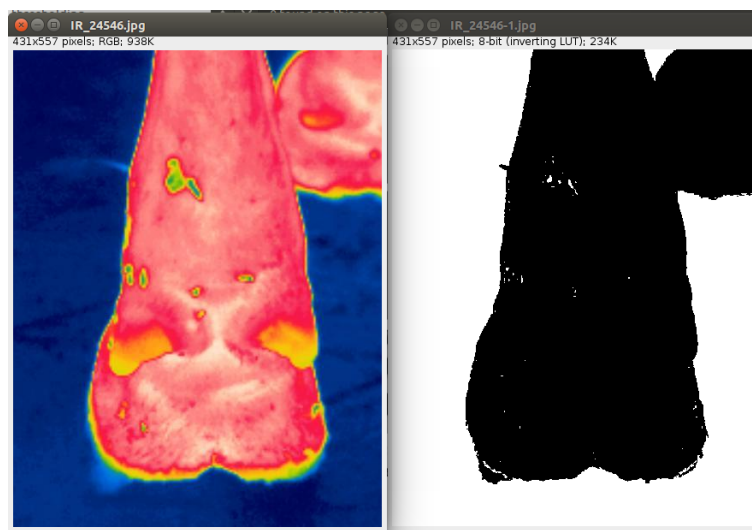


Figura 4.3: Imagem do casco bovino após a binarização

4.1.5 *Separação do fundo com a região de interesse, utilizando a imagem resultante da binarização.*

Essa etapa teve o objetivo de separar o fundo da imagem original e, para isso, foi utilizada a imagem original e a imagem resultante do processo de binarização. A imagem original teve a subtração do fundo e, para tanto, foi utilizada a imagem resultante do método de binarização.

Feita essa separação, a imagem resultando foi uma nova imagem sem fundo, apenas com a pata do animal visível. No entanto, apesar de feita a separação, ainda não foi possível realizar a verificação de inflamação na pata do animal. Por isso, foi necessário realizar novamente o procedimento com *K-Means* e binarização, cujo resultado do processo pode ser verificado por meio da observação das Figuras 4.4 e 4.5, a seguir.

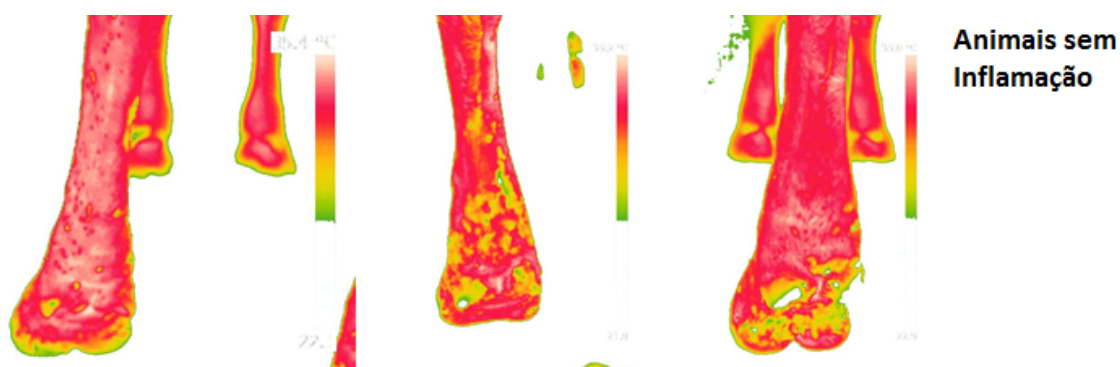


Figura 4.4: Imagens das patas dos animais sem laminite, separados do fundo da imagem



Figura 4.5: Imagem da termografia de animais sem a presença de inflamação

4.1.6 Utilização do algoritmo de *K-Means* na imagem sem o fundo, para separar o casco do animal com a região de inflamação

O método de *K-Means* é novamente utilizado para identificar a região da inflamação, que é a região de interesse, e a região da pata do animal, que será descartada. Esse processo é realizado novamente, pois sempre foram selecionados dois grupos de classificação para o *K-Means*. O motivo dos dois grupos é a precisão na separação da região de interesse pois, quando utilizada a classificação em três grupos, os resultados não foram satisfatórios.

4.1.7 Binarização da nova imagem resultante

O processo de binarização foi feito, agora, com a nova imagem resultante do segundo processo de *K-Means*. A imagem resultante do método de *K-Means* foi binarizada novamente, gerando a imagem em preto e branco, para que, no novo método de separação, seja isolada a região da inflamação do restante do casco.

4.1.8 Separação do casco com a região de interesse (região inflamada), para separar a região de interesse do restante da imagem

Esta etapa do processo, separa o restante do casco da região de interesse, neste caso, a inflamação do casco, o objetivo a ser encontrado, caso o animal tenha inflamação, como pode ser visto na Figura 4.6.

Utilizando a imagem resultante do processo do segundo processo de binarização e a imagem resultante da primeira separação é obtida a imagem sem a pata do animal, apenas a inflamação. Neste processo, a região da inflamação



Figura 4.6: Imagem do casco bovino após a separação da imagem resultante da binarização com do primeiro separação passo de a binarização

é a região de interesse.

As figuras 4.7(imagem original) e 4.8(imagem modificada)representam o processo de separação da região de interesse (inflamação) da região da pata do animal, que, neste caso, é descartada. Nestas imagens o animal não possui inflamação e, sendo assim, a região não apresenta cores de inflamação. Já as Figuras 4.9(imagem original) e 4.10(imagem modificada),representam o processo de separação da região de interesse (inflamação). Considere-se que, nessas imagens, o animal está com o casco inflamado e aumento de temperature, portanto, a região de interesse é muito maior.

4.1.9 Utilização da técnica de histograma na imagem resultante

Após o processo de separação da região de interesse (inflamação do casco), é realizada a geração do histograma. O histograma é o método que armazena o valor do *pixel* de cada tom de cinza gerado pela imagem. Esse tom de cinza é coletado a partir do cruzamento da posição *x* e posição *y* dentro da imagem e cujo valor é atribuído a uma variável *i*. Esta variável *i* será o índice do vetor de histograma, que pode variar entre 0 e 255. Ao fim da execução deste método, o resultado será um vetor da somatória da frequência de *pixels* dentro da imagem, sendo que os tons de cinza podem variar de 0 até 255 (tamanho do vetor), sendo os tons mais escuros representados pelos valores mais baixos

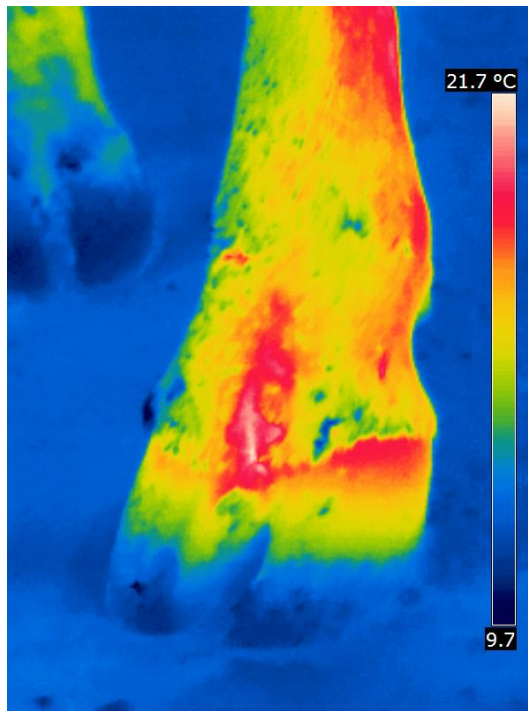


Figura 4.7: Casco sem inflamação imagem original

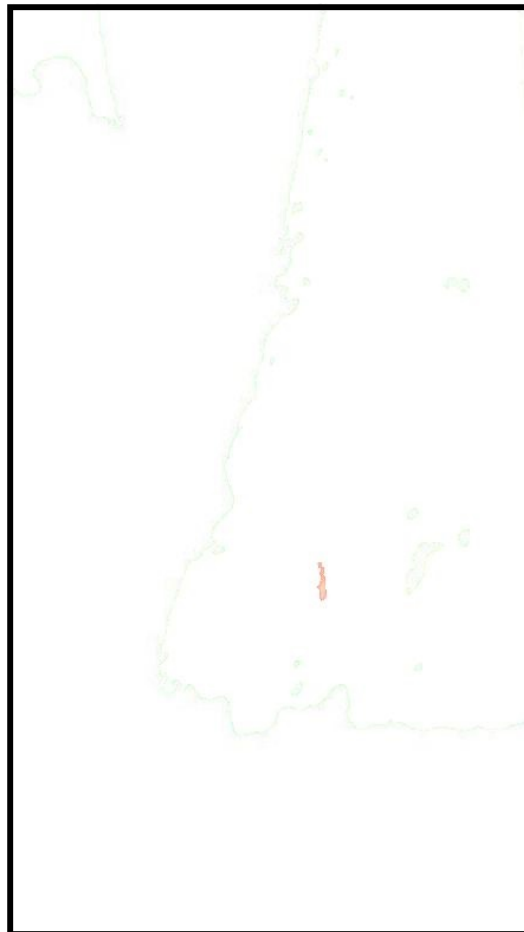


Figura 4.8: Casco sem inflamação imagem tratada

e os mais claros, pelos valores mais altos. Como os tons de cinza mais claro são os valores mais altos, a cor branca é representada pelo valor 255. Sendo

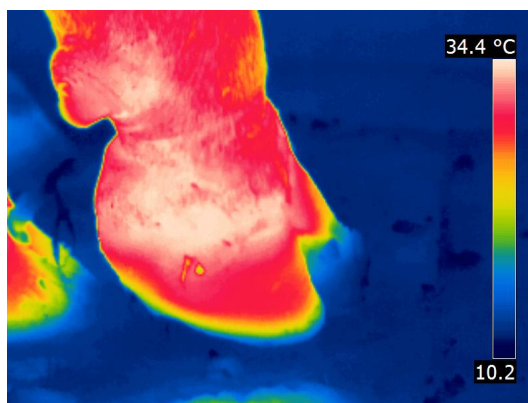


Figura 4.9: Casco com inflamação imagem original



Figura 4.10: Casco com inflamação imagem tratada

assim, os *pixels* que possuem tons de cinza com valor 255 (última posição do vetor) são descartados do histograma. Esse procedimento é realizado para não interferir na análise dos dados, pois a frequência de *pixel* que é considerado fundo da imagem é expressivamente mais alto e a contagem de *pixel* da pata do animal é bem mais baixa, alterando o histograma. Esse mesmo procedimento ocorre com o *pixel* zero (posição zero do vetor), que caracteriza a cor preta, também descartada na análise.

A figura 4.11 destaca a alteração nos histogramas quando existe inflamação no casco. O círculo em vermelho, nas imagens, mostra a elevação da frequência de *pixel* nos histogramas. Já a figura 4.12, mostra os histogramas de dois animais, sem a presença de inflamação, em que o histograma não possui elevação, apenas nas pontas, pois são os *pixels* 0 e 255, descartados da análise. Desta forma, comparando com o histograma das imagens de animais 'sem' e 'com' inflamação, é possível identificar qual está inflamado. O aumento da frequência de *pixel* no histograma é visto em todas as imagens analisadas e o intervalo do aumento dos *pixels* está na maioria das imagens entre os *pixels*

196 a 230. Isso pode indicar que, quando os *pixels* estão mais alterados no histograma, é um alto índice de que o animal está com inflamação. Nestas imagens, os histogramas mostram elevação nos *pixels* iniciais e nos *pixels* finais do histograma, que representam o fundo da imagem e a região da pata do animal que não são da região de interesse, mas que foram desconsiderados quando realizado a análise.

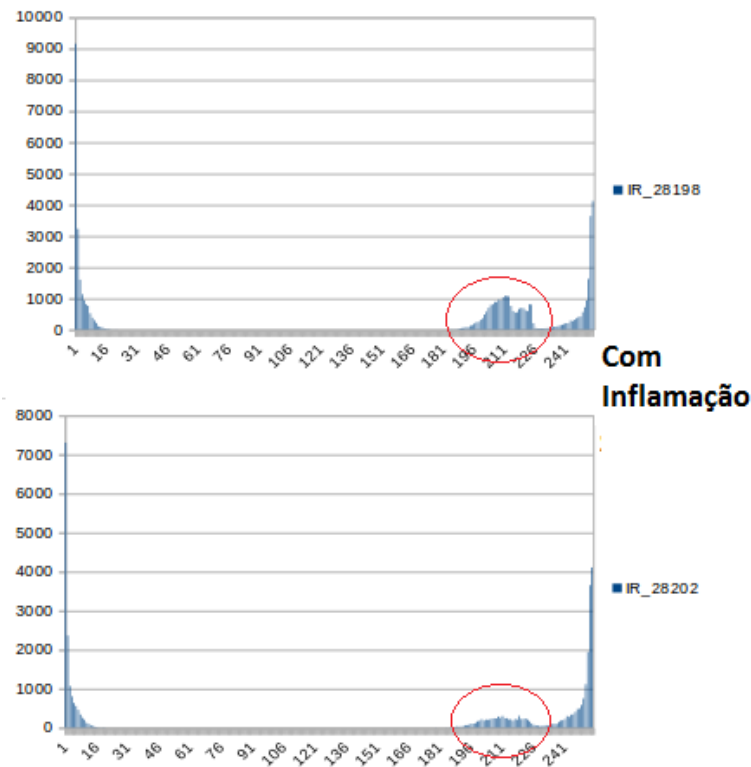


Figura 4.11: Histogramas das patas de animais com inflamação

Apenas como demonstração, as figuras 4.18 e 4.22 representam histogramas de animais ‘com’ e ‘sem’ laminitite, que passaram apenas pelo primeiro processo de *K-Means* e binarização. Os histogramas dessas imagens são difíceis de detectar um padrão. Se comparar esses histogramas com os das Figuras 4.11 e 4.12, é possível ver a diferença entre os histogramas.

As figuras 4.13 e 4.14 demonstram todos os passos do processo até esta etapa de histograma. As imagens mostram uma etapa do processo de um casco sem inflamação e outro casco com inflamação.

4.1.10 Utilização do método matemático de distância euclidiana

Neste passo é realizada a comparação do histograma resultante da imagem analisada, com os histogramas dos animais ‘com’ e ‘sem’ inflamação. Os resultados dos cálculos são armazenados em duas variáveis, sendo que, dos dois resultados gerados, aquele que se aproximar ao máximo do menor valor

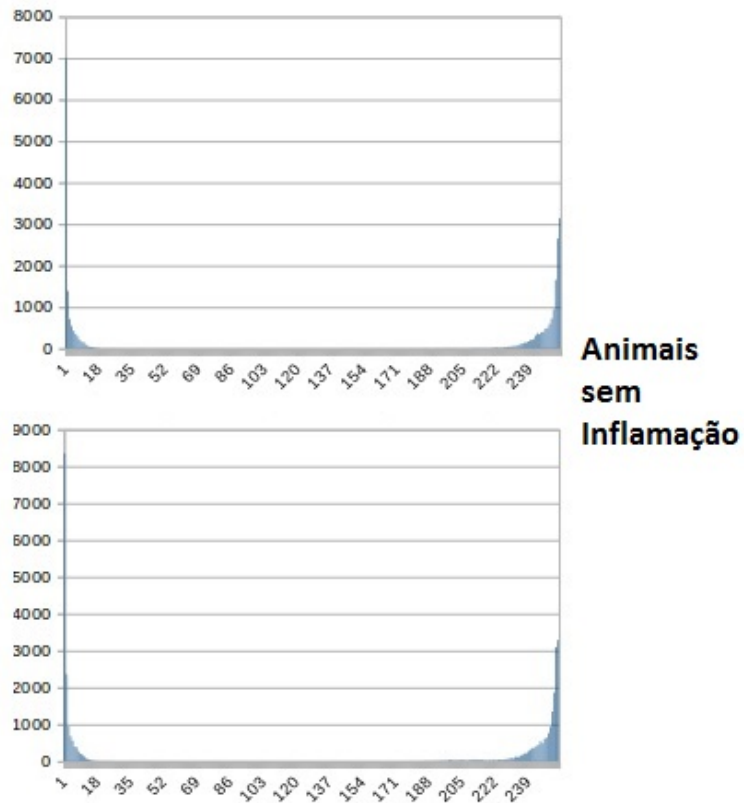


Figura 4.12: Histogramas das patas de animais sem inflamação

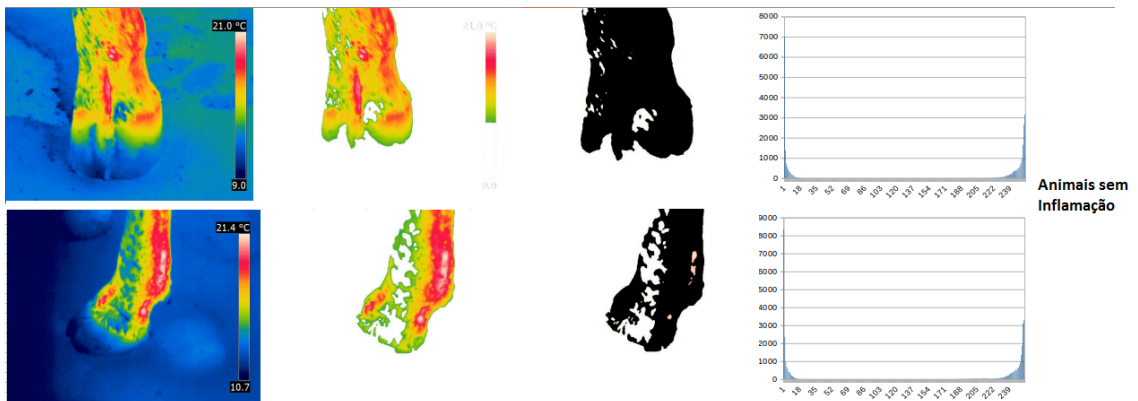


Figura 4.13: Imagens das patas de animais sem laminite

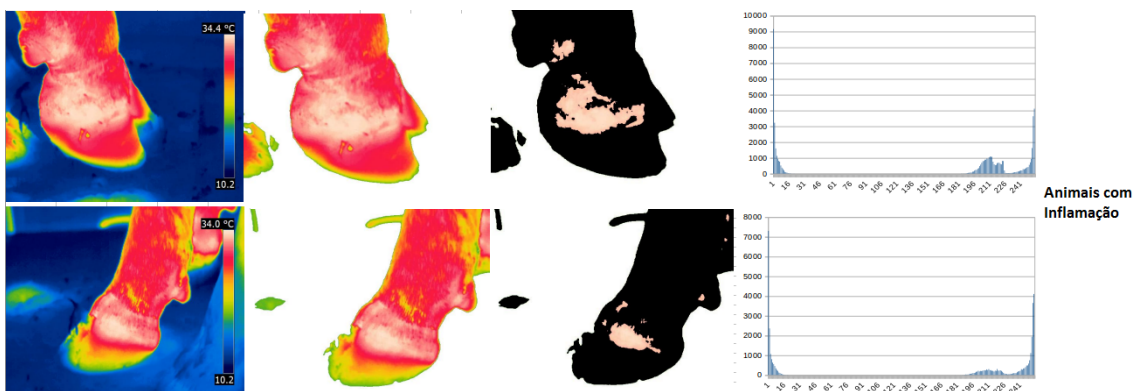


Figura 4.14: Imagens das patas de animais com laminite

indica a qual grupo pertence a imagem analisada. O cálculo é realizado com a fórmula:

$$d(q,p) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i - p_i)^2}$$

De forma mais detalhada, após a geração do histograma da imagem analisada, o cálculo da distância euclidiana é realizado comparando os histogramas das imagens que possuem inflamação, depois, com os histogramas das imagens que não possuem inflamação. Desta forma, aquele que apresentar o resultado mais próximo de zero indica o resultado da análise e se a imagem tem ou não inflamação. A comparação da distância euclidiana é baseada na diferença entre os histogramas. Caso duas imagens sejam iguais, o cálculo da distância euclidiana dos histogramas é zero. Mas, caso as imagens sejam diferentes, a menor diferença entre elas indica que são muito próximas. A diferença entre os histogramas só foi possível neste trabalho porque todas as imagens tiveram seus histogramas gerados.

4.1.11 Matriz de confusão

A matriz de confusão é um processo utilizado neste trabalho apenas para verificar a porcentagem de acertos do sistema. Com a matriz de confusão é possível ver quanto o sistema está preciso, porém, apenas para isso. O programa desenvolvido não terá a matriz de confusão, ele apenas indicará se a pata tem inflamação. O cálculo é feito a partir da soma da diagonal (esquerda para direita, decrescente) da matriz, dividida pelo somatório de toda a matriz. O resultado dessa divisão é a porcentagem de acerto do sistema. Os resultados de cada abordagem realizada são confrontados com os dados repassados pelos médicos veterinários, verificando a eficiência do sistema. Todo este processo descrito acima foi realizado nas quatro abordagens e, pelo fato de cada abordagem gerar uma matriz de confusão diferente, cada matriz está detalhada dentro de cada seção. o de cada seção.

4.2 Demonstração do processo com e sem inflamação

Esta seção apresenta o passo a passo do processo, até a etapa de histogramas, dos animais 'com' e 'sem' inflamação.

4.2.1 Processo em animais com a doença

A Figura 4.15 representa algumas das imagens armazenadas dentro da pata dos animais com laminite.

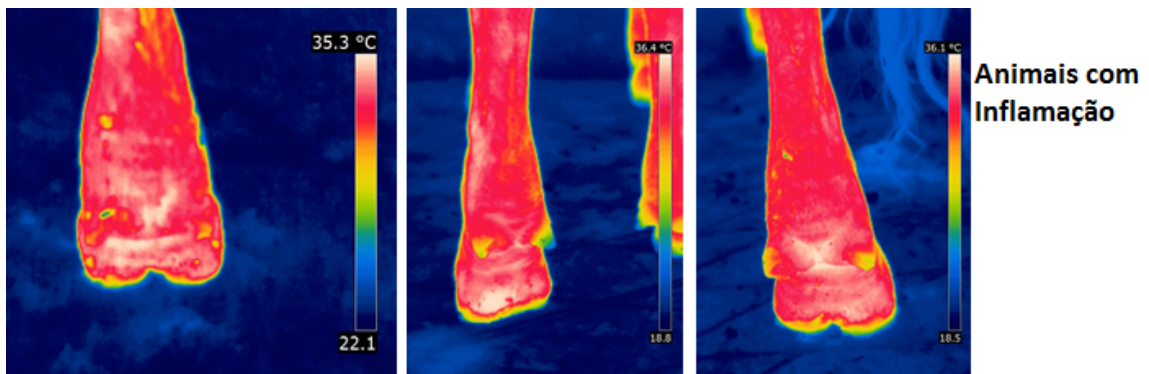


Figura 4.15: Amostra de imagens com Laminite

A Figura 4.16 representa algumas das imagens binarizadas dos animais com laminite.

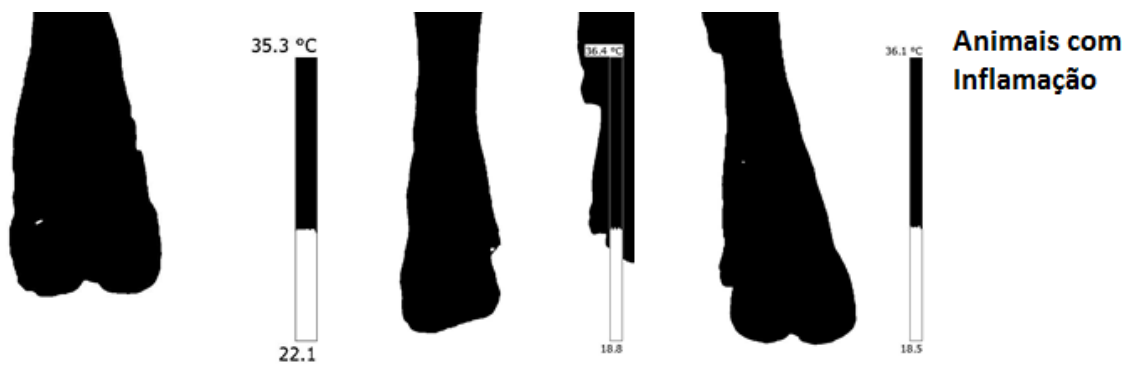


Figura 4.16: Imagens binarizada dos animais com Laminite

A figura 4.17 mostra imagens resultantes do processo de separação entre a imagem original e a imagem binarizada, assim, podendo obter apenas as imagens bem definida das patas, retirando o fundo das imagens.



Figura 4.17: Imagens dos animais com Laminite após separação do fundo da imagem

Com esta Figura 4.17 podemos realizar o histograma da imagem, identificando a frequência dos tons de cinza da imagem.

A Figura 4.18 refere-se aos histogramas das imagens analisadas, que representam a contagem da frequência de tons de cinza da cada imagem, sendo que os tons de cinza podem variar de 0 até 255, quando os tons mais escuros são representados pelos valores mais baixos e os tons mais claros, pelos valores mais altos. Como os tons de cinza mais claro são os valores mais altos, a cor branca é representada pelo valor 255 que, neste caso, é o fundo da nossa imagem, mostrada da Figura 4.17. Sendo assim, os *pixels* que possuem tons de cinza com valor 255 são descartados do histograma. Esse procedimento é realizado para não interferir na análise dos dados, pois a frequência de *pixel* considerada no fundo da imagem é expressivamente mais alto e a contagem de *pixel* da pata do animal é bem mais baixa, alterando o histograma.

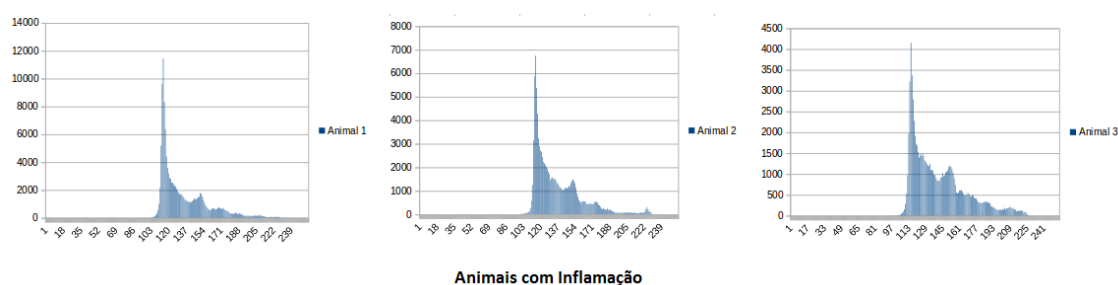


Figura 4.18: Histogramas das imagens dos animais com Laminite após separação do fundo das imagens

4.2.2 Processo em animais sem doença

O processo para criação da matriz de histogramas de animais sem laminite é idêntico ao processo de identificação dos animais com laminite.

A Figura 4.19 representa algumas imagens dos animais sem constatação de laminite. Estas imagens são as originais e ainda contém o fundo das imagens.

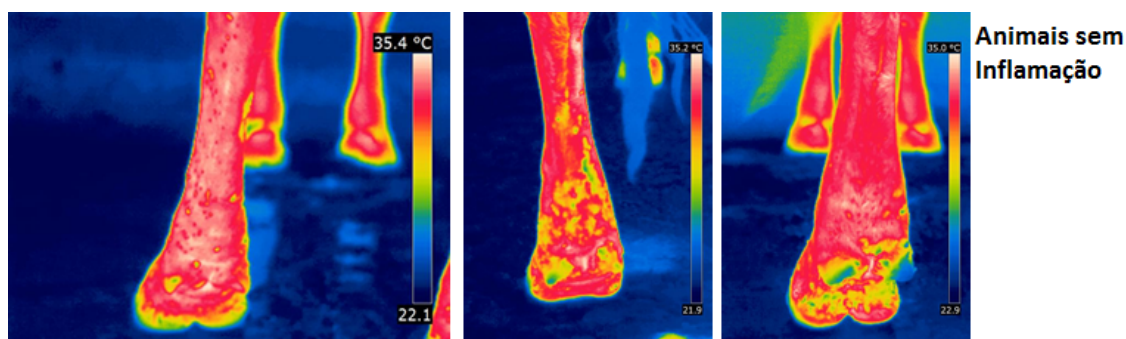


Figura 4.19: Imagens das patas de animais sem laminite

As imagens binarizadas dos animais sem laminite são mostradas na Figura 4.20, sendo que esse processo é realizado após a utilização do método *K-Means*.



Figura 4.20: Imagens binarizadas de animais sem laminite

A Figura 4.21 mostra o resultado das imagens após a separação da região de interesse e do fundo da imagem.

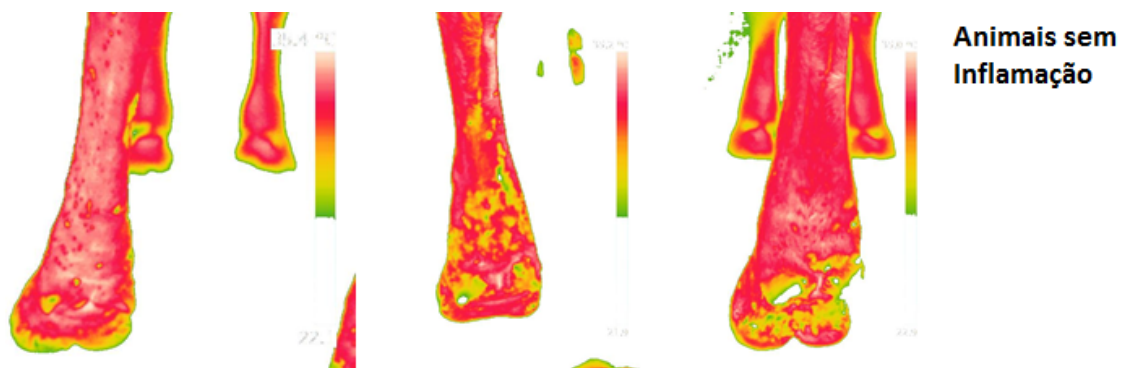


Figura 4.21: Imagens das patas dos animais sem laminite, separados do fundo da imagem

A Figura 4.22 representa os histogramas das imagens das amostras da imagens sem laminite.

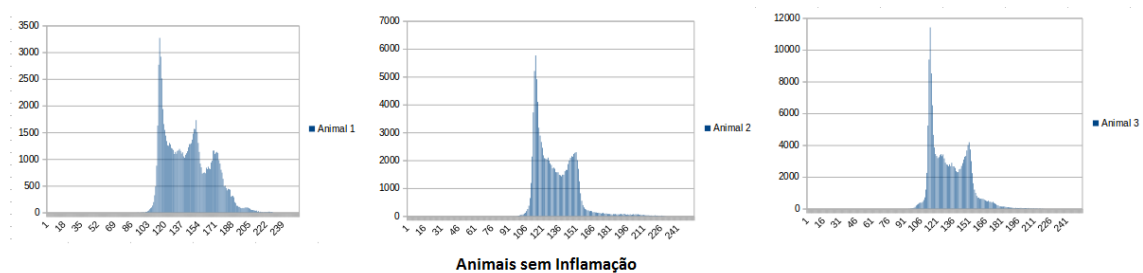


Figura 4.22: Histograma das imagens das patas dos animais sem laminite

4.3 Resultados das abordagens da análise da inflamação dos cascos bovinos

O trabalho do processo de detecção de inflamação resultou em quatro tipos de abordagem, sendo que todas as quatro metodologias seguiram o mesmo

processo de tratamento. As quatro abordagens foram realizadas pensando em atender a todos os tipos de verificação possíveis, dentro dessas imagens.

4.3.1 1ª metodologia de Abordagem

Na primeira abordagem todas as imagens foram analisadas, considerando o escore de locomoção, mas, sem levar em consideração a posição em que as imagens foram coletadas. Todas as imagens foram investigadas e a cada uma delas foi gerada uma classificação do sistema. Esta classificação foi realizada através da comparação desta imagem com as imagens que estão classificadas por escore. A comparação de histogramas é a forma utilizada para analisar a classificação da imagem investigada, quando todas as imagens tiveram seu histograma gerado, e esses histogramas foram comparados para a classificação. A cada classificação, o resultado foi cadastrado na matriz de confusão e, nesta abordagem, o resultado da classificação foi de 1 a 5, e quando o valor representa o grau de escore que o sistema classificou na imagem investigada. A matriz de confusão possui 5 linhas e 5 colunas, sendo que as linhas representam a classificação das imagens feita por médicos veterinários e as colunas, o valor dos resultados da classificação do sistema. Os resultados desta abordagem estão descritos na Figura 4.23 que representa a matriz de confusão dos resultados obtidos pelo sistema, sendo assim, foram inseridos na tabela os dados obtidos e feito o cálculo de porcentagem de acertos. Foram analisados 576 imagens, sendo que, dessas, apenas 188 imagens foram classificadas de maneira correta pelo sistema, gerando um percentual de acertos de 32,64% do sistema. Todas as imagens coletadas foram analisadas sem descartes.

Matriz de confusão					
	1	2	3	4	5
1	89	83	44	5	22
2	66	70	33	1	11
3	25	38	22	1	4
4	4	7	1	1	1
5	9	16	15	2	6
			Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos
			188	576	32,64%

Figura 4.23: Abstração da matriz de confusão da 1ª abordagem

A Tabela 4.2 possibilita analisar, por classificação de escore, em qual escore de locomoção o sistema teve mais acertos. Neste caso, o escore número 2 foi o que obteve mais imagens classificadas de maneira correta, contabilizando um percentual de 38,67% de acertos.

Tabela 4.2: Porcentagem de acertos

Porcentagem de acertos			
Escore	Quantidade de Imagens	Quantidade de acertos	Percentual de acertos
1	246	89	36,18%
2	181	70	38,67%
3	86	22	25,58%
4	14	1	7,14%
5	48	6	12,50%

Como esta abordagem não obteve um resultado tão satisfatório, foi realizado uma segunda abordagem.

4.3.2 2ª Metodologia de Abordagem

Nesta nova abordagem não houve a exclusão de nenhuma imagem analisada. Uma a uma, todas foram analisadas e classificadas e, para isso, foi realizada a análise das imagens seguindo o critério da posição das imagens, em que, cada uma delas foi separada por grupos de classificação de escore, que vai de 1 a 5. Desta forma, além de as imagens estarem em grupos de posição em que a imagem foi retirada, outro critério de agrupamento é por grau de escore.

Nesta classificação a posição que obteve a melhor classificação foi a posição PDA com 47,82%, a segunda posição foi a PEA com 43,75%, ADA com 39,58%, PEL com 36,17%, AEA com 34,78%, PEF com 31,25%, AEF com 28,78%, ADF com 27,08%, AEL com 25,53%, PDF com 23,40%, ADL com 21,74%, PDL com 18,75%. Como podem ser vistos na tabela 4.24. A metodologia para chegar à porcentagem de acertos e erros do sistema foi realizada através da matriz de confusão. As imagens já possuem uma classe de identificação em que são representadas pelas linhas da matriz de confusão. Quando o sistema faz a classificação de uma imagem, ele informa em qual grau de escore a imagem foi classificada, sendo assim indicado pela coluna da matriz de confusão. Portanto, as linhas da matriz de confusão simbolizam o grau de escore em que a imagem foi classificada pelos médicos veterinários; já as colunas da matriz de confusão simbolizam o grau de escore em que o sistema classificou a imagem. Quando a classificação da linha e a classificação da coluna forem a mesma, significa que o sistema acertou em seu processo de classificação. A representação da matriz de confusão pode ser vista na Figura 4.24e o resultado desta equação é feito a partir da soma dos valores da diagonal principal da Figura 4.25, dividindo pelo total de imagens analisadas. Desta forma foi possível verificar a porcentagem de acerto do sistema de análise. A intenção desta análise é para verificar qual a melhor posição para coletar imagens de inflamação no

CASCO.

	Escore 1 classificado pelo sistema	Escore 2 classificado pelo sistema	Escore 3 classificado pelo sistema	Escore 4 classificado pelo sistema	Escore 5 classificado pelo sistema
Escore 1 Classificado por médicos veterinários	Quantidade de imagens com classificação igual entre veterinários e o sistema.	Quantidade de imagens com classificação do sistema diferente dos veterinários	Quantidade de imagens com classificação do sistema diferente dos veterinários	Quantidade de imagens com classificação do sistema diferente dos veterinários	Quantidade de imagens com classificação do sistema diferente dos veterinários
Escore 2 Classificado por médicos veterinários	Quantidade de imagens com classificação do sistema diferente dos veterinários	Quantidade de imagens com classificação igual entre veterinários e o sistema.	Quantidade de imagens com classificação do sistema diferente dos veterinários	Quantidade de imagens com classificação do sistema diferente dos veterinários	Quantidade de imagens com classificação do sistema diferente dos veterinários
Escore 3 Classificado por médicos veterinários	Quantidade de imagens com classificação do sistema diferente dos veterinários	Quantidade de imagens com classificação do sistema diferente dos veterinários.	Quantidade de imagens com classificação igual entre veterinários e o sistema.	Quantidade de imagens com classificação do sistema diferente dos veterinários	Quantidade de imagens com classificação do sistema diferente dos veterinários
Escore 4 Classificado por médicos veterinários	Quantidade de imagens com classificação do sistema diferente dos veterinários	Quantidade de imagens com classificação do sistema diferente dos veterinários	Quantidade de imagens com classificação do sistema diferente dos veterinários	Quantidade de imagens com classificação igual entre veterinários e o sistema.	Quantidade de imagens com classificação do sistema diferente dos veterinários
Escore 5 Classificado por médicos veterinários	Quantidade de imagens com classificação do sistema diferente dos veterinários	Quantidade de imagens com classificação do sistema diferente dos veterinários	Quantidade de imagens com classificação do sistema diferente dos veterinários	Quantidade de imagens com classificação do sistema diferente dos veterinários	Quantidade de imagens com classificação igual entre veterinários e o sistema.

Figura 4.24: Abstração da matriz de confusão da 2ª abordagem

Mesmo com esta abordagem, foi necessário realizar o uma terceira abordagem.

Matriz de confusão											
Membro anterior direito da parte de trás						Membro anterior direito da parte da frente					
	1	2	3	4	5		1	2	3	4	5
1	16	5	0	1	0	1	8	8	1	0	3
2	9	2	3	0	1	2	8	3	3	0	2
3	2	3	1	0	1	3	2	1	2	0	1
4	1	0	0	0	0	4	1	0	0	0	0
5	0	1	2	0	0	5	3	0	1	1	0
			Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos				Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos
			19	48	39,58%				13	48	27,08%
Membro anterior esquerdo da parte lateral						Membro anterior esquerdo da parte da frente					
	1	2	3	4	5		1	2	3	4	5
1	10	5	4	1	0	1	9	7	2	0	2
2	4	3	5	0	2	2	7	4	2	1	1
3	3	1	3	0	0	3	3	4	1	0	0
4	0	0	1	0	0	4	1	1	0	0	0
5	0	2	2	0	0	5	2	0	2	0	0
			Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos				Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos
			16	46	34,78%				14	49	28,57%
Membro posterior direito da parte de trás						Membro posterior direito da parte da frente					
	1	2	3	4	5		1	2	3	4	5
1	15	3	1	0	1	1	89	83	44	5	22
2	5	4	5	0	1	2	66	70	33	1	11
3	2	1	2	0	1	3	25	38	22	1	4
4	1	0	0	0	0	4	4	7	1	1	1
5	1	1	1	0	1	5	9	16	15	2	6
			Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos				Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos
			22	46	47,83%				188	576	32,64%
Membro posterior esquerdo da parte de trás						Membro posterior esquerdo da parte da frente					
	1	2	3	4	5		1	2	3	4	5
1	14	5	2	0	0	1	11	5	0	1	3
2	4	7	2	1	1	2	6	4	5	0	0
3	3	3	0	0	0	3	1	7	0	0	0
4	1	1	0	0	0	4	1	0	0	0	0
5	1	3	0	0	0	5	2	1	1	0	0
			Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos				Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos
			21	48	43,75%				15	48	31,25%
Membro anterior direito da parte lateral						Membro posterior direito da parte lateral					
	1	2	3	4	5		1	2	3	4	5
1	4	10	3	1	2	1	3	9	7	0	1
2	7	5	1	0	2	2	9	2	2	0	2
3	2	3	1	0	1	3	2	2	4	0	0
4	1	0	0	0	0	4	0	1	0	0	0
5	1	0	1	1	0	5	3	0	1	0	0
			Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos				Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos
			10	46	21,74%				9	48	18,75%
Membro anterior esquerdo da parte lateral						Membro posterior esquerdo da parte lateral					
	1	2	3	4	5		1	2	3	4	5
1	5	9	6	0	0	1	14	1	2	1	2
2	8	5	2	0	0	2	7	2	4	0	2
3	3	2	1	0	1	3	3	1	1	0	2
4	1	0	0	0	0	4	0	1	0	0	2
5	1	0	2	0	1	5	3	1	0	0	0
			Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos				Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos
			12	47	25,53%				17	49	34,69%

Figura 4.25: Matriz de Confusão da 2ª abordagem

4.3.3 3ª Metodologia de Abordagem

Em uma nova abordagem, analisando as imagens baseadas na posição, mas diferente da análise anterior, que não considera o grau de escore, esta abordagem verifica se existe inflamação ou não. Neste tipo de abordagem é possível verificar que existem duas posições que são mais favoráveis à detecção de inflamação no casco do animal. Sendo as posições ADA com 70,83% a posição PEA com 66,67%, seguidas de AEA com 65,22%, depois ADL com 63,83%, PEF com 62,50%, ADF com 62,50%, PDF com 61,70%, AEL com 59,57%, AEF com 59,18%, PDA com 56,52%, o penúltimo PDL com 52,08%,

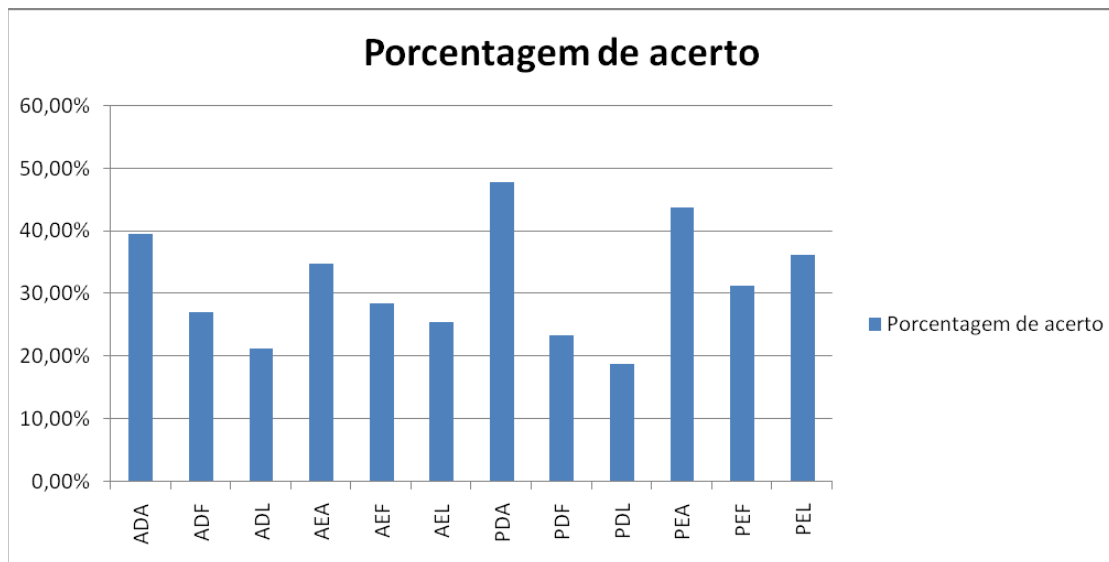


Figura 4.26: Gráfico da porcentagem de acertos da 2ª abordagem

e por último a posição PEL com 51,06%. Todos estes dados podem ser vistos na Figura 4.27. A análise foi realizada a partir da separação das imagens pela posição da qual foi tirada, as legendas das posições foram abordadas na Tabela 4.1, que descreve as posições em que as imagens foram coletadas. A partir dessa separação, foram consideradas as imagens em que os animais apresentaram escore de locomoção 1 e 2, sem a presença de inflamação. Já as imagens que apresentaram escore de locomoção 3, 4 e 5 foram classificadas como animais em que existe a presença de inflamação. Sendo assim, foram criados dois grupos: um, de imagem de animais que possuem inflamação e outro, com imagens de animais que não possuem inflamação. Baseado nesses dois grupos, foi analisada posição por posição e, dessa forma, foi possível verificar a precisão de detecção do sistema de análise de inflamação, baseado na posição em que a imagem foi tirada. Para isso foi utilizado o mesmo princípio das abordagens anteriores, em que a comparação dos histogramas foi a base de comparação das imagens. Neste caso, quando o histograma da imagem analisada tiver o resultado da equação da distância euclidiana mais próximo ao histograma da imagem utilizada como base de avaliação, esta será sua classificação. Cada imagem utilizada como base tem o seu histograma gerado e, assim, fica mais simples realizar a comparação entre a imagem analisada e a imagem a ser a base de comparação.

A matriz de confusão de cada posição analisada da 3ª abordagem está representada na Figura 4.27, na qual cada uma das posições gerou um resultado da análise. A equação utilizada para a descrição dos resultados foi a mesma fórmula utilizada nas outras abordagens, sendo a soma da diagonal dividida pela soma de todos os elementos da matriz.

A Figura 4.28 mostra o gráfico da porcentagem de acertos da 3ª abordagem

Tabela 4.3: Representação da Matriz de Confusão

	Imagens que o sistema avaliou sem a presença de inflamação	Imagens que o sistema avaliou com a presença da inflamação
Imagens de animais sem a presença de inflamação	Quantidade de animais que não possuem inflamação e que o sistema não detectou presença de inflamação	Quantidade de animais que não possuem inflamação e que o sistema detectou presença de inflamação
Imagens de animais com a presença de inflamação	Quantidade de animais que possuem inflamação e que o sistema não detectou presença de inflamação	Quantidade de animais que possuem inflamação e que o sistema detectou presença de inflamação

Matriz de Confusão								
Membro anterior direito da parte de trás			Membro anterior direito da parte da frente			Membro anterior direito da parte lateral		
	SEM Inflamação	COM Inflamação		SEM Inflamação	COM Inflamação		SEM Inflamação	COM Inflamação
SEM Inflamação	30	7	SEM Inflamação	27	9	SEM Inflamação	28	7
COM Inflamação	7	4	COM Inflamação	9	3	COM Inflamação	10	2
Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos	Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos	Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos
34	48	71%	30	48	63%	30	47	64%
Membro anterior esquerdo da parte lateral			Membro anterior esquerdo da parte da frente			Membro anterior esquerdo da parte lateral		
	SEM Inflamação	COM Inflamação		SEM Inflamação	COM Inflamação		SEM Inflamação	COM Inflamação
SEM Inflamação	25	9	SEM Inflamação	25	10	SEM Inflamação	24	11
COM Inflamação	7	5	COM Inflamação	10	4	COM Inflamação	8	4
Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos	Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos	Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos
30	46	65%	29	49	59%	28	47	60%
Membro posterior direito da parte de trás			Membro posterior direito da parte da frente			Membro posterior direito da parte lateral		
	SEM Inflamação	COM Inflamação		SEM Inflamação	COM Inflamação		SEM Inflamação	COM Inflamação
SEM Inflamação	26	9	SEM Inflamação	24	11	SEM Inflamação	22	13
COM Inflamação	11	0	COM Inflamação	7	5	COM Inflamação	10	3
Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos	Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos	Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos
26	46	57%	29	47	62%	25	48	52%
Membro posterior esquerdo da parte de trás			Membro posterior esquerdo da parte da frente			Membro posterior esquerdo da parte lateral		
	SEM Inflamação	COM Inflamação		SEM Inflamação	COM Inflamação		SEM Inflamação	COM Inflamação
SEM Inflamação	32	4	SEM Inflamação	29	6	SEM Inflamação	22	13
COM Inflamação	12	0	COM Inflamação	12	1	COM Inflamação	10	2
Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos	Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos	Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos
32	48	67%	30	48	63%	24	47	51%

Figura 4.27: Matriz de Confusão da 3ª abordagem

das análises, desta abordagem é importante destacar que a melhor posição que o sistema detectou inflações no casco foi a ADA, onde os acertos chegam a 70,83%, seguida da posição PEA com 66,67% da análise entre as demais posições analisadas.

A Tabela 4.3 representa a matriz de confusão da abordagem na análise dos

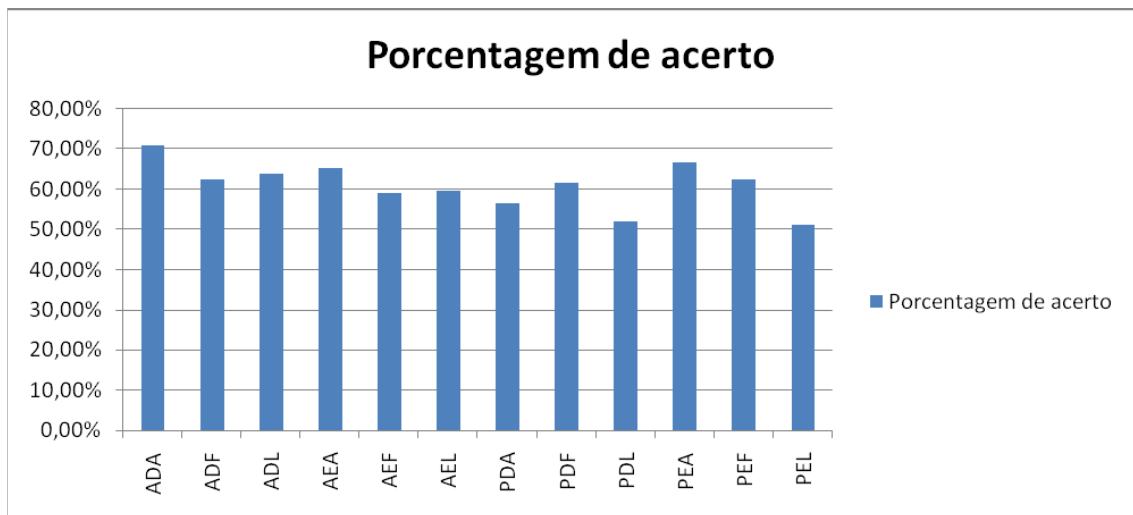


Figura 4.28: Gráfico da porcentagem de acertos da 3ª abordagem

animais ‘sem’ e ‘com’ inflamação, neste caso, não levando em consideração o grau de escore de locomoção. A análise serviu para verificar que posição o sistema pode verificar com mais facilidade a inflamação de casco, não levando em consideração o grau de escore, mas se o animal apresenta inflamação.

Como esta terceira abordagem melhorou o desempenho, mas mesmo assim não foi muito alto, foi realizado a quarta e ultima abordagem, vista na próxima seção.

4.3.4 4ª Metodologia de Abordagem

A metodologia adotada nesta abordagem foi realizada levando em consideração a classificação feita segundo [27] [28] [70], considerando-se que a inflamação do casco bovino pode apresentar diferença de temperatura em uma região determinada, como pode ser visto na Figura 3.11. Nesta abordagem, foi realizada a separação das imagens que possuem inflamação das que não possuem, descartando os dados de classificação do escore de locomoção dos animais e a posição em que a imagem foi retirada, feita da mesma forma que na 2ª abordagem. Com isso, ficaram 152 imagens com inflamação e 424 sem inflamação e esta separação foi a base para a análise do sistema. O sistema de classificação analisou as imagens uma a uma e as separou classificando-as como imagens com inflamação e imagens sem inflamação. De todas as 576 imagens analisadas, o sistema classificou 137 imagens com inflamação e 439 sem inflamação. Após esta classificação, foi feita a comparação de quantas imagens o sistema classificou de maneira correta e a porcentagem de acertos foi de 90,8 %. Tais informações podem ser vistas na Figura 4.29. Já a porcentagem de acertos pode ser visto na figura do gráfico da porcentagem de acertos Figura 4.30. Foram comparados os nomes de cada uma das 576 imagens, verificando a correlação que cada imagem tem entre ‘ter inflamação’

e 'não ter inflamação'.

Matriz de Confusão		
	SEM Inflamação	COM Inflamação
SEM Inflamação	405	19
COM Inflamação	34	118
Soma da Diagonal	Total de Imagens	Porcentagem de acertos
523	576	91%

Figura 4.29: Matriz de Confusão da 4ª abordagem

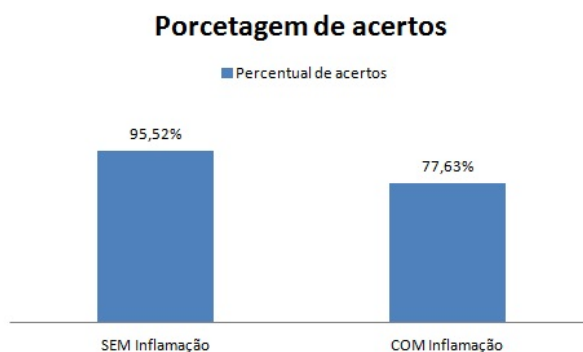


Figura 4.30: Gráfico da porcentagem acertos da 4ª abordagem

4.3.5 Resultados

As três primeiras abordagens não tiveram resultados tão bons, com baixa porcentagem de acertos, e, por isso, não é possível afirmar que a presença de escore de locomoção elevado indica inflamação de casco, pois esse escore de locomoção pode ser resultado de lesão em outra região do membro do animal. Isso confirma o que os algoritmos desenvolvidos reforçam: a escore de locomoção do animal não é o fator determinante para detectar se o animal está com inflamação no casco. Já na quarta abordagem, que não levou em consideração o escore de locomoção dos animais, podemos constatar que a elevação de temperatura em uma região pontual do casco pode determinar que o animal tem uma possível inflamação no casco. A taxa de acerto da última abordagem foi importante para o desenvolvimento do aplicativo que realiza a detecção de inflamação no casco do animal e esse sistema poderá ser visto no próximo capítulo deste trabalho. Para uma melhor comparação a imagem 4.31 traz a matriz de confusão das quatro abordagens, uma ao lado da outra. Como a 2ª e 3ª abordagens tiveram várias matrizes de confusão, foi relevante comparar apenas a matriz em que o percentual teve maior acerto.

1ª Abordagem					
Todos os Membros					
	1	2	3	4	5
1	89	83	44	5	22
2	66	70	33	1	11
3	25	38	22	1	4
4	4	7	1	1	1
5	9	16	15	2	6
	Soma da Diagonal		Total de Imagens	Porcentagem de acertos	
	188		576	32,64%	

2ª Abordagem					
Membro posterior direito da parte de trás					
	1	2	3	4	5
1	15	3	1	0	1
2	5	4	5	0	1
3	2	1	2	0	1
4	1	0	0	0	0
5	1	1	1	0	1
	Soma da Diagonal		Total de Imagens	Porcentagem de acertos	
	22		46	47,83%	

3ª Abordagem		
Membro anterior direito da parte de trás		
	SEM Inflamação	COM Inflamação
SEM Inflamação	30	7
COM Inflamação	7	4
	Soma da Diagonal	Total de Imagens
	34	48
	Porcentagem de acertos	
	71%	

4ª Abordagem		
Todos os Membros		
	SEM Inflamação	COM Inflamação
SEM Inflamação	405	19
COM Inflamação	34	118
	Soma da Diagonal	Total de Imagens
	523	576
	Porcentagem de acertos	
	91%	

Figura 4.31: Matriz de Confusão das quatro abordagens

O sistema de detecção

O sistema de detecção foi desenvolvido para ser rápido, simples e de fácil entendimento e, para tanto, foi criada uma tela principal, com poucas informações, mostrando apenas o necessário para verificar se o animal está com inflamação no casco e onde está presente essa inflamação. Baseado nas avaliações das abordagens realizadas na seção anterior, sobre as formas de detecção, foi criado este sistema, que mostra a imagem a ser analisada, sendo que a imagem resultante, após a análise de inflamação, é um sinal de alerta, significando que o animal está com inflamação.

A Figura 5.1 mostra o alerta no sistema para os animais que possuem inflamação no casco.



Figura 5.1: Sinal de alerta quando existe a inflamação

A Figura 5.2 mostra o alerta no sistema para os animais que não tem a existência de inflamação no casco.

A demonstração do sistema pode ser visto nas figuras 5.3 e 5.4, onde estas demonstram o resultado final da análise de inflamação.

A figura 5.3 mostra o resultado quando analisados animais que apresentam inflamação. Neste caso, mostra a imagem original ao lado esquerdo, o sinal de alerta, e a imagem resultante, mostrando onde está a inflamação no casco.



Figura 5.2: Sinal de alerta quando não existe a inflamação

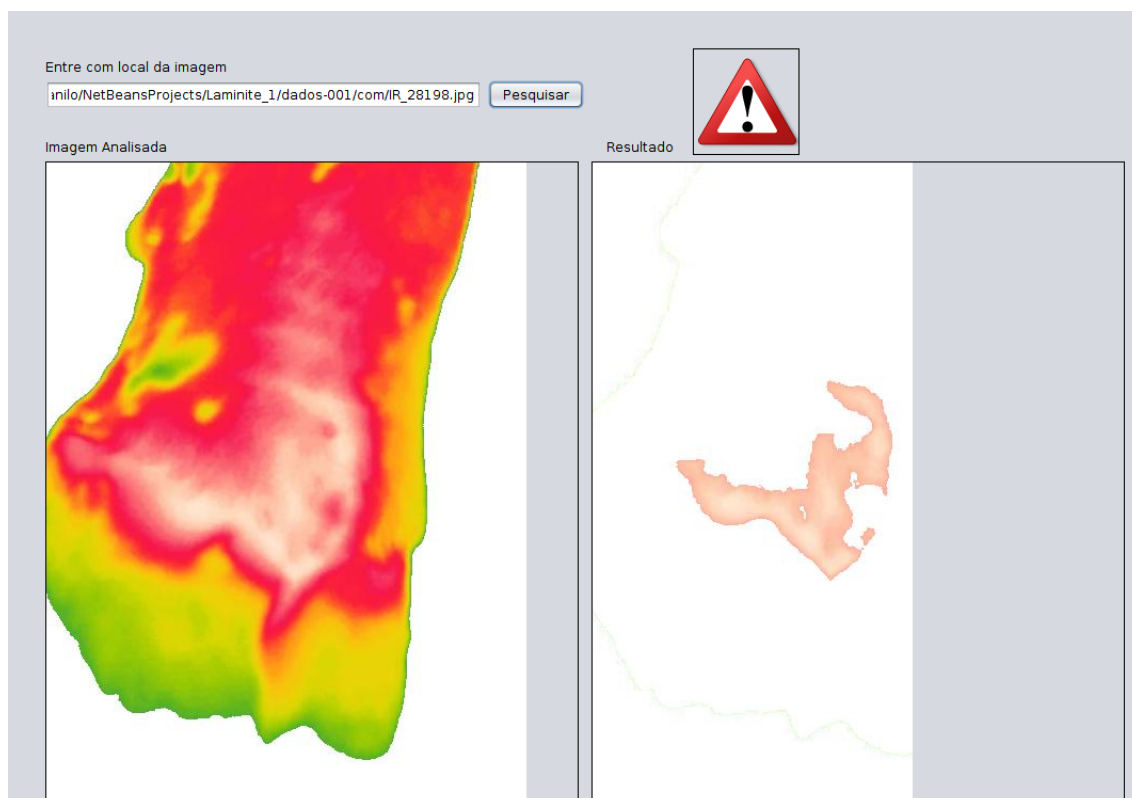


Figura 5.3: Tela do sistema com o sinal de alerta quando existe a inflamação

A figura 5.4, mostra o resultado quando analisados animais que não apresentam inflamação, sendo que, neste caso, na mesma disposição da figura anterior, mostra a imagem original ao lado esquerdo, o sinal de que está tudo certo, e a imagem resultante, mostrando onde está a inflamação no casco. No entanto, neste exemplo, como não possui inflamação, a imagem está quase toda em branco. A utilização do sistema é bem simples: escolhe-se o local onde a imagem está salva, depois o sistema já mostra a imagem analisada e o resultado da análise, imediatamente após o processamento. O sistema foi desenvolvido na linguagem *Java*, com aplicativo *NetBeans IDE 8.1*, e para o processo de tratamento de imagem foi utilizado a biblioteca *IJ.jar*. Essa biblioteca é *OpenSource*, da mesma forma que a linguagem de programação. O computador utilizado para o desenvolvimento de todos os testes e da aplicação final apresentava-se com os seguintes recursos de *hardware*:

- CPU Intel Core i5.

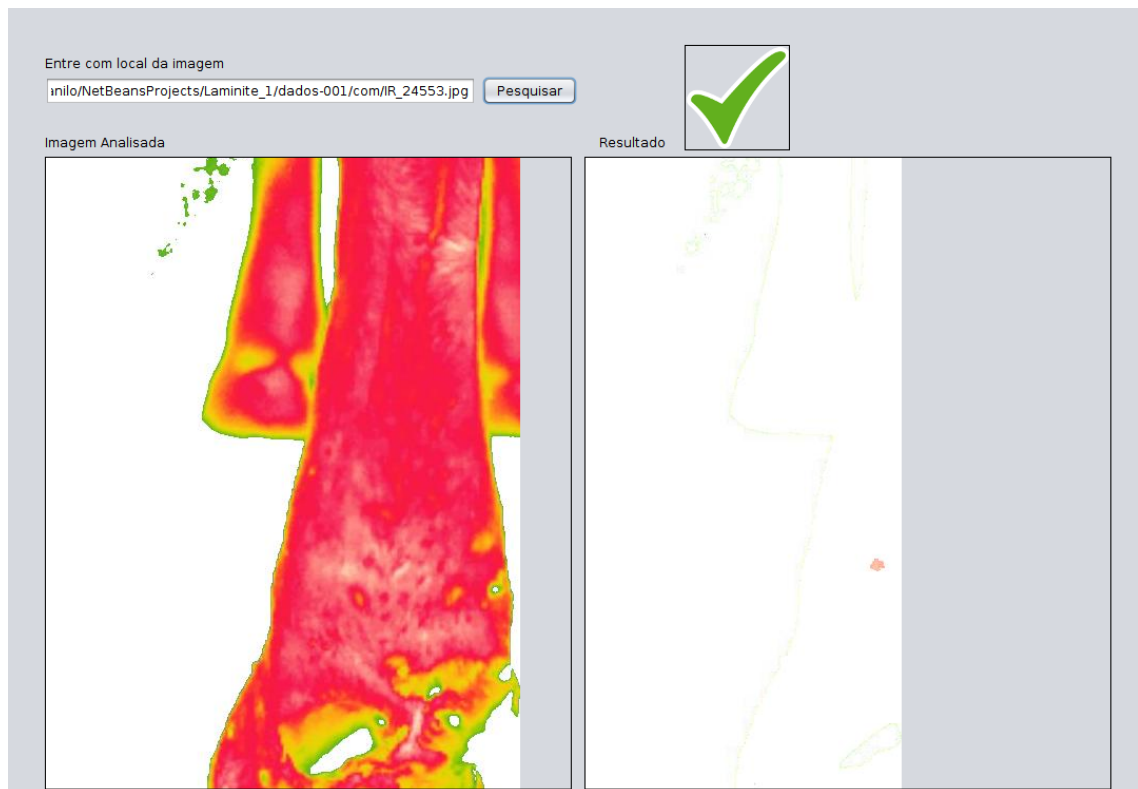


Figura 5.4: Tela do sistema com o sinal de alerta quando não existe a inflamação

- 4 Gb de Memória RAM
- Espaço de 500 GB

O tempo de resposta do sistema para analisar uma imagem é menor que cinco segundos. A forma que o sistema utilizou para analisar a imagem é através da comparação de histogramas e essa comparação não leva em consideração a posição da imagem nem o escore de locomoção. Portanto, esse fatores não foram utilizados neste sistema, como visto nos resultados das abordagens.

Conclusão

A utilização do reconhecimento de padrões para a descoberta de inflamação de casco em bovinos mostra-se vantajosa, pois, além da detecção rápida, é um método não estressante. Se levarmos em consideração os sinais e sintomas apresentados pelos animais, como perda de peso, associado ao escore de locomoção, e o aumento da temperatura no casco dos animais, isso nos indica padrões sobre possíveis problemas nos cascos, mas que não são determinantes para confirmação da inflamação. A detecção do grau de escore de locomoção é um dos fatores que podem indicar problemas nos cascos, todavia, também esse fator não pode ser considerado determinante para afirmar que o animal está com inflamação de casco. A utilização de ferramentas de processamento de imagem, como o programa ImageJ, torna-se uma importante aliada para esse trabalho. Técnicas como K-Means, equação da distância euclidiana e a utilização de histograma podem gerar resultados satisfatórios para o processo de detecção de inflamação de casco. O objetivo de relacionar escore de locomoção com problemas de inflamação de casco neste trabalho não foi satisfatório, no entanto, quando analisada apenas a imagem de termografia do casco do animal, foi possível um resultado de 90,8%, com a utilização de comparação de histogramas.

Trabalhos Futuros

Para trabalhos futuros, sugere-se que, juntamente com a detecção de inflamação através da termografia, seja utilizada outra técnica de detecção ligada aos histogramas, como, por exemplo, a técnica SURF ou SIFT.

Referências Bibliográficas

- [1] BRASIL, Ministério da Agricultura. Bovinos e bubalinos. "<http://www.agricultura.gov.br/animal/especies/bovinos-e-bubalinos>", note = "[Online; accessed 28-Maio-2014]", 2014. Citado na página 1.
- [2] BRASIL, Portal Brasil. Comercio exterior. "<http://www.brasil.gov.br/economia-e-emprego/2013/12/exportacao-de-carne-bovina-brasileira-deve-ser-recorde-em-2014>", note = "[Online; accessed 4-Setembro-2014]", 2014. Citado na página 1.
- [3] CAVALCANTE F. A. Doenças nos cascos dos rebanhos bovinos de corte do estado do acre. "<http://www.diadecampo.com.br/zpublisher/materias/Materia.asp?id=27556&secao=Agrotemas>", note = "[Online; accessed 05-Setembro-2014]", 2012. Citado na página 7.
- [4] MEDEIROS C. A. Estatística aplicada à educação. *Ministério da Educação. Universidade de Brasília-Brasília*, 2007. Citado na página 29.
- [5] SIEGEL A. *Practical business statistics*. Academic Press, 2011. Citado na página 29.
- [6] ABIEC. Exportações brasileiras de carne bovina brazilian beef exports. "http://www.abiec.com.br/41_exportacao_ano.asp", note = "[Online; accessed 3-Setembro-2014]", 2014. Citado na página 1.
- [7] SCHAEFER A.L. ; COOK N.J. ; CHURCH J.S. ; BASARAB J. ; PERRY B. ; MILLER C. ; TONG A.K.W. The use of infrared thermography as an early indicator of bovine respiratory disease complex in calves. *Research in veterinary science*, 83(3):376–384, 2007. Citado na página 17.
- [8] BERRY R.J. ; KENNEDY A.D. ; SCOTT S.L. ; KYLE B.L. ; SCHAEFER A.L. Daily variation in the udder surface temperature of dairy cows measured by infrared thermography: Potential for mastitis detection. *Canadian journal of animal science*, 83(4):687–693, 2003. Citado na página 17.

- [9] SILVA L.A.F.; FIORAVANTI M.C.S.; SILVA M.A.M.; CUNHA P.H.J.; SOUZA V.R.; SILVA O.C.; MACEDO S.P.; MACEDO S.P.; MOURA M.I.; GARCIA A.M. Enfermidades digitais em bovinos confinados: uso parenteral do cobre na prevenção. *Veterinária Notícias*, 12(1), 2007. Citado na página 1.
- [10] GUIMARES P. R. B. Métodos quantitativos estatísticos. *Curitiba: IESDE Brasil SA*, 2008. Citado na página 29.
- [11] ARAUJO J. C. *Anatomia Dos Animais Domesticos*. Editora Manole Ltda, 2003. Citado nas páginas vi, 4, e 5.
- [12] BERGSTEN C. Causes, risk factors, and prevention of laminitis and related claw lesions. *ACTA VETERINARIA SCANDINAVICA SUPPLEMENTUM*, pages 157–166, 2003. Citado nas páginas 6 e 7.
- [13] OSSENT P.; LISCHER C. Bovine lamninitis: the lesions and their pathogenesis. *In Practice*, 20(8):415–427, 1998. Citado na página 8.
- [14] PHAM D. T. ; DIMOV S. S. ; NGUYEN C.D. Selection of k in k-means clustering. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 219(1):103–119, 2005. Citado na página 25.
- [15] POURSABERI A. ; BAHR C; PLUK A. ; VAN NUFFEL A. ; BERCKMANS D. Real-time automatic lameness detection based on back posture extraction in dairy cattle: Shape analysis of cow with image processing techniques. *Computers and electronics in agriculture*, 74(1):110–119, 2010. Citado na página 9.
- [16] SILVEIRA J. A. S. ; ALBERNAZ T. T. ; OLIVEIRA C. M. C. ; DUARTE M. D. ; BARBOSA J. D. Afecções podais em vacas da bacia leiteira de rondon do pará. *Pesquisa Veterinária Brasileira*, 29(11):905–909, 2009. Citado nas páginas 7 e 8.
- [17] MENDES H. M. F.; [Dissertação]. Lesões na junção derme-epiderme do casco de vacas de aptidão leiteira de descarte com e sem sinais clínicos de laminite. Master's thesis, Escola de Veterinária da UFMG, 2010. Citado nas páginas 7, 8, e 9.
- [18] PASSOS L.; [Dissertação]. Avaliação da dor em vacas claudicantes e a sua relação com as características físico-químicas do leite, parâmetros fisiológicos, termografia e limiar nociceptivo. Master's thesis, UFGRS, 2015. Citado na página 34.

- [19] FLOWER F.C.; WEARY D.M. Effect of hoof pathologies on subjective assessments of dairy cow gait. *Journal of dairy science*, 89(1):139–146, 2006. Citado na página 9.
- [20] GONZALES R. C. ; WOODS R. E. Digital image processing reading. MA: Addison-Wesley, 1992. Citado nas páginas vi, 14, e 15.
- [21] GONZALEZ R. C. ; WOODS R. E. *Processamento de imagens digitais*. Edgard Blucher, 2000. Citado nas páginas vi, 12, 13, e 14.
- [22] NOCEK J. E. Bovine acidosis: Implications on laminitis. *Journal of dairy science*, 80(5):1005–1028, 1997. Citado na página 6.
- [23] FLUKE. Introdução aos princípios da termográfica. *American Technical Publishers*, 2009. Citado na página 15.
- [24] FERREIRA P.M.; LEITE R.C. ;CARVALHO A.U. ; Facury Filho E.J.;SOUZA R.C.; FERREIRA M. G. Custo e resultados do tratamento de sequelas de laminite bovina: relato de 112 casos em vacas em lactação no sistema free-stall. *Arq. Bras. Med. Vet. Zootec.*, 2004. Citado nas páginas 4, 6, e 8.
- [25] MARCOS P. ; CARVALHO A. U. ; FILHO E. J. F.; FERREIRA M. G.; FERREIRA R. G. Afecções do sistema locomotor dos bovinos. *ESCOLA DE VETERINÁRIA DA UFMG*, 2005. Citado nas páginas 4, 5, e 8.
- [26] NICOLEITI J. L. M.; SOUZA F. A. A.; THOMASSIAN A.; HUSSNI C. A.; ALVES. A. L. G. Prevalência de lesões podais e graus de claudicação em vacas leiteiras mantidas em confinamento pennanente ("free-stall" e "tie-stall"). *I Continuous Education Journal CRMV-SP*, 2001. Citado na página 8.
- [27] MAIN D.C.J.; STOKES J.E. ; READER J.D. ;WHAY H.R. Detecting hoof lesions in dairy cattle using a hand-held thermometer. *Veterinary Record*, pages vetrec–2011, 2012. Citado nas páginas vi, 18, e 53.
- [28] STOKES J.E. ; LEACH K.A. ; MAIN D.C.J. ; WHAY H.R. An investigation into the use of infrared thermography (irt) as a rapid diagnostic tool for foot lesions in dairy cattle. *The Veterinary Journal*, 193(3):674–678, 2012. Citado nas páginas vi, 17, 18, e 53.
- [29] IMAGEJ. Imagej is free software. "<http://rsb.info.nih.gov/ij/docs/concepts.html>", note = "[Online; accessed 28-Novembro-2014]", 2014. Citado nas páginas vi e 24.

- [30] AHMADI E. ; AZIMIFAR Z. ; SHAMS M. ; FAMORI M. ; SHAFIEE M. J. Document image binarization using a discriminative structural classifier. *Pattern Recognition Letters*, 63:36–42, 2015. Citado na página 27.
- [31] BORGES J. R. J. Doenças digitais em gado de corte. Citado na página 7.
- [32] HAN J. ; KAMBER M. ; PEI J. *Data mining: concepts and techniques: concepts and techniques*. Elsevier, 2011. Citado na página 25.
- [33] Kunc P. ; Knizkova I. ; Prikryl M. ; Maloun J. Infrared thermography as a tool to study the milking process: a review. *Agricultura Tropica et Subtropica*, 40(1):29–32, 2007. Citado na página 17.
- [34] LOUGHIN C. A. ; MARINO D. J. Evaluation of thermographic imaging of the limbs of healthy dogs. *American journal of veterinary research*, 68(10):1064–1069, 2007. Citado na página 17.
- [35] McCONNELL J. J. *Computer graphics: theory into practice*. Jones & Bartlett Learning, 2006. Citado nas páginas vi, 11, e 12.
- [36] VELHO L. ; FRERY A. C. ; GOMES J. *Image processing for computer graphics and vision*. Springer Science & Business Media, 2009. Citado nas páginas vi, 11, 12, e 13.
- [37] MOBLEY R. K. *An introduction to predictive maintenance*. Butterworth-Heinemann, 2002. Citado nas páginas 15 e 16.
- [38] THEODORIDIS S. ; KOUTROUMBAS K. *Pattern Recognition*. Hardcover, 4 edition edition, 2009. Citado nas páginas 21, 22, e 23.
- [39] BERRY S. L. Locomotion scoring of dairy cattle university of california. Citado nas páginas vi, 2, e 10.
- [40] CASTRO A. A. M. ; PRADO P. P. L. Algoritmos para reconhecimento de padrões. *Revista Ciências Exatas*, 8(2002), 2001. Citado na página 22.
- [41] MARTINS I. S; FERREIRA M. M. G. ; ROSA B. R. T. ; BENEDETTE M. F. ; FILADELPHO A. L. Laminite bovina. *Revista Científica Eletônica de Medicina Veterinária, Ano VI*, (10), 2008. Citado nas páginas 6, 7, e 8.
- [42] RAINWATER-LOVETT K. ;PACHECO J. M. ;PACKER C. ; RODRIGUEZ L. L. Detection of foot-and-mouth disease virus infected cattle using infrared thermography. *The Veterinary Journal*, 180(3):317–324, 2009. Citado na página 17.
- [43] BACKES A. R. S. J.; JARBAS J. M. *Introdução à Visão Computacional Usando MATLAB*. Altas Books, 2016. Citado na página 11.

- [44] MANSSOUR I. H. ; COHEN M. Introdução à computação gráfica. *RITA*, 13(2):43–68, 2006. Citado na página 11.
- [45] MHAMDI M. ; DAREJ C. ; BOUALLEGUE M. ;BRAR S. K. ; BEN M. Welfare assessment in tunisian dairy herds by animal-linked parameters and performance efficiency. *Iranian Journal of Applied Animal Science*, 3(2):387–395, 2013. Citado na página 9.
- [46] MOYES C. D. ; SCHULTE P. M. *Principios de fisiología animal*. Artmed Editora, 2009. Citado nas páginas vi e 17.
- [47] RODRIGUES T. H.C. ; CARVALHO I. S. ; FREITAS E. J. P. ; SÁ J. S. ; SOUSA V. E. ; SANTOS H. P. ; PEREIRA H. M. Diagnóstico e classificação de enfermidades podais em rebanhos leiteiros na bacia leiteira do município de santa rita–ma, brasil. Citado na página 7.
- [48] STELLETTA C. ; FIORE ENRICO ; VENCATO J. ; MORGANTE M. ; GIANESELLA M. *Thermographic applications in veterinary medicine*. INTECH Open Access Publisher, 2012. Citado nas páginas 16 e 17.
- [49] WILKINS M. *Egan Fundamentos de Terapia Respiratória*. Elsevier Brasil, 2011. Citado na página 15.
- [50] ZACHARY J. F. ; McGAVIN M. *Bases da patologia em veterinária*. Elsevier Brasil, 2012. Citado na página 8.
- [51] BISHOP C. M. ; others. *Pattern recognition and machine learning*, volume 4. springer New York, 2006. Citado na página 22.
- [52] FREITAS E.J.P. ; MOURA FILHO J.M. ; SÁ J. S. ; RODRIGUES T.H.C. ; DADALTO D. L. ; SANTOS H. P. ; OTHERS. Enfermidades podais em bovinos da bacia leiteira da região amazônica do estado do maranhão. *Vet Zootec*, 18(4 Supl 3):211–4, 2011. Citado na página 6.
- [53] SEZGIN M. ; others. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. *Journal of Electronic imaging*, 13(1):146–168, 2004. Citado na página 27.
- [54] VAN HERTEM T. ; VIAZZI S. ; STEENSELS M. ; MALTZ E. ; ANTLER A. ; ALCHANATIS V.; SCHLAGETER-TELLO A. A. ; LOKHORST K. ; ROMANINI E.C.B. ; BAHR C. ; OTHERS. Automatic lameness detection based on consecutive 3d-video recordings. *Biosystems Engineering*, 119:108–116, 2014. Citado na página 9.
- [55] HAIR J. F. ; BLACK W. C. ; BABIN B. J. ; outhers. *Análise multivariada de dados*. Bookman, 2009. Citado na página 30.

- [56] ALBUQUERQUE M. P. ; ALBUQUERQUE M. P. Processamento de imagens: métodos e análises. *Centro Brasileiro de Pesquisas Físicas MCT*, 2000. Citado nas páginas 12, 13, e 30.
- [57] BRASE C. H. ; BRASE C. P. *Understandable statistics: concepts and methods*. Cengage Learning, 2011. Citado na página 29.
- [58] ZERBINATTI E. P. Nutrição de bovinos confinados de exposição. *Revista NELORE*, pages 96–97, 2010. Citado nas páginas 7 e 8.
- [59] VERMUNT J.J.; Greenough P.R. Predisposing factors of laminitis in cattle. *British Veterinary Journal*, 150(2):151–164, 1994. Citado na página 7.
- [60] RAMIRES-ORTEGON M. A. ; MARGENER V. ; CUEVAS E. ; ROJAS R. An optimization for binarization methods by removing binary artifacts. *Pattern Recognition Letters*, 34(11):1299–1306, 2013. Citado na página 27.
- [61] SCALCO R. *Introdução a computação gráfica*. Roberto Scalco, 2005. Citado nas páginas vi e 12.
- [62] FERREIRA P.M.; CARVALHO A.U. ; FACURY FILHO E.J. ; COELHO S.G. ; FERREIRA M.G. ; FERREIRA R.G. Sistema locomotor dos ruminantes. *Escola de Veterinária da Universidade Federal de Minas Gerais, Centro de Extensão*, 2005. Citado nas páginas vi e 6.
- [63] CARAMALHO J. A. S. *25 anos em termografia*. Bubok, 2012. Citado nas páginas 15 e 16.
- [64] GHOTOOLAR S. M. ; GHAMSARI S. M. ; NOWROUZIAN I. ; GHOTOORLAR S M. ; GHIDARY S. S. Lameness scoring system for dairy cows using force plates and artificial intelligence. *Veterinary Record-English Edition*, 170(5):126, 2012. Citado na página 9.
- [65] MENDONÇA L. V. ; AMARAL M. M. ; CATARINO P. S. A termografia por infravermelhos como ferramenta para auxílio à inspeção e manutenção dos edifícios, 2013. Citado na página 15.
- [66] SERRÃO A. A. P. S. S. Iv manual de patologia podal bovina. *APCRF*, 2007. Citado nas páginas 2 e 3.
- [67] AMORIM R. C. ; MAKARENKOV V. Applying subclustering and l p distance in weighted k-means with distributed centroid. *Neurocomputing*, 2015. Citado na página 25.
- [68] MARQUES FILHO O. ; NETO H. V. *Processamento digital de imagens*. Brasport, 1999. Citado nas páginas 12, 27, 29, e 30.

- [69] TAN P. ; STEINBACH M. ; KUMAR V. Data mining cluster analysis: Basic concepts and algorithms, 2013. Citado na página 25.
- [70] ALSAAOD M.; BÜSCHER W. Detection of hoof lesions using digital infrared thermography in dairy cows. *J. Dairy Sci.* 95 :735–742, 2012. Citado nas páginas 17 e 53.