UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE ZOOTECNIA E ENGENHARIA DE ALIMENTOS

CAROLINA MELLEIRO GIMENEZ

**Identificação biométrica de bovinos utilizando imagens
do espelho nasal**

Pirassununga
2015

CAROLINA MELLEIRO GIMENEZ

**Identificação biométrica de bovinos utilizando imagens
do espelho nasal**

Tese apresentada à Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para a obtenção do Título de Doutora em Zootecnia, na Área de Concentração de Qualidade e Produtividade Animal.

Área de Concentração: Qualidade e Produtividade Animal

Orientador: Prof. Dr. Ernane José Xavier Costa

VERSÃO CORRIGIDA

Pirassununga
2015

Dedico esta tese de Doutorado aos meus pais, *Eduardo Villa Gimenez e Valéria Maria Melleiro Gimenez*, pelos ensinamentos e exemplo de vida e ao meu marido, *Márcio Denes Gato*, pelo apoio e companheirismo.

Agradecimentos

Agradeço a Deus e aos Orisàs pelas oportunidades que me foram concedidas e por atingir mais esta realização em minha vida.

Ao meu orientador Prof. Dr. Ernane José Xavier Costa, minha gratidão pela oportunidade de trabalho, amizade, paciência, confiança e compromisso que foram o que tornaram a realização deste projeto possível.

À minha família pelo alicerce que representam em minha vida.

Aos meus pais, Eduardo Villa Gimenez e Valéria Maria Melleiro Gimenez que sempre estiveram ao meu lado nos momentos felizes e marcantes comemorando minhas vitórias, mas que também nunca deixaram faltar apoio nos momentos de dificuldades.

Ao meu pai Eduardo Villa Gimenez que tanto me ajudou no desespero do processamento de mais de 30 mil imagens que compunham o banco de dados.

Ao meu marido Márcio Denes Gato, pela oportunidade de fazer conhecer o verdadeiro significado da palavra amor, pela família ainda pequena que formamos, pela paciência, compreensão, companheirismo e por estar sempre ao meu lado me apoiando, acreditando na minha capacidade e em meus sonhos.

À minha irmã Carla pelos exemplos de garra proporcionados.

Ao meu sobrinho Guilherme pelos momentos de felicidade que você proporciona em minha vida a cada dia de sua existência.

Ao meu avô Reginaldo Melleiro pelos exemplos deixados que tanto contribuíu com minha formação de caráter e à toda minha ancestralidade, meu respeito.

Aos colegas do LAFAC pelas risadas descontraídas do dia-a-dia, pelos momentos descontraídos nos encontros de gordices, pela ajuda e por todo apoio e compreensão nos momentos estressantes.

À Luciana Piza pela amizade, confiança e pela imensa ajuda na reta final do meu doutorado.

Ao Rogério Augusto e a Natália Gregório pela amizade e por toda a ajuda.

À Profa. Dra. Ana Carolina de Sousa Silva e ao Prof. Dr. Adriano Tech pela amizade, sugestões e constante incentivo.

Ao técnico Aldo Ivan Céspedes Arce, pela pronta ajuda em todos os momentos do desenvolvimento do projeto e pela amizade.

À Prof. Dra Ursula A. Gonzales-Barron pela oportunidade de realizar minhas pesquisas na Irlanda e em Portugal e pelas orientações no meu trabalho.

Ao Prof. Dr. Francis Butler por me receber na UCD e por suas orientação em meu trabalho.

Ao Prof. Dr. Fernando Monteiro pela oportunidade de aprendizado durante o desenvolvimento do meu trabalho em Portugal, sua rica contribuição ao mesmo.

Ao Prof. Dr. Vasco Cadavez pelas orientações durante o desenvolvimento de minhas atividades no IPB.

Aos funcionários da Biblioteca da FZEA – USP.

Aos colegas da pós - graduação.

À Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos, pela oportunidade de realização deste trabalho.

À University College Dublin e ao Instituto Politécnico de Bragança pela oportunidade do desenvolvimento de parte significativa de meu trabalho e pela vivência acadêmica internacional.

À CAPES, pelo auxílio financeiro.

Ao CNPq, pelo auxílio financeiro patrocinando minhas pesquisas em âmbito internacional.

À todos aqueles que de alguma forma contribuíram para minha formação e a realização deste trabalho.

“Aprender é a única coisa de que a mente nunca se cansa, nunca tem medo e nunca se arrepende”.

Leonardo Da Vinci

“Não tenha medo de dar grande passos. Não se pode atravessar um abismo com dois pulinhos”.

David Lloyd George

RESUMO

GIMENEZ, Carolina Melleiro. **Identificação Biométrica de Bovinos Utilizando Imagens do Espelho Nasal**. 2015. 114 f. Tese (Doutorado) – Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos, Universidade de São Paulo, Pirassununga, 2015.

Os sistemas tradicionais de identificação de gado são comprovadamente passíveis de perda, danos e possíveis operações fraudulentas justificando as pesquisas de identificadores biométricos. Este trabalho tem por objetivo verificar a possibilidade do uso de componentes principais para avaliar a divisão do espelho nasal de bovinos em classes genéricas e melhorar o reconhecimento biométrico automático dos indivíduos. O banco de dados deste trabalho foi composto pela coleta e catalogação de imagens do espelho nasal de 187 bovinos da raça Nelore ao nascimento e aos 6 meses de idade e deste grupo foram escolhidos 68 animais aleatoriamente para serem fotografados aos 12 meses de idade. Os algoritmos de processamento digital de imagens, redução de dimensionalidade e extração de características por PCA e classificação por meio de SVM, foram implementados utilizando o software MATLAB[®]. Por meio da metodologia estabelecida foi possível dividir os bovinos em classes genéricas e a validação do classificador foi realizada mediante análise estatística dos seus erros e acertos. Os resultados apresentados pelo classificador SVM atingiram índices de acertos na faixa de 95,33% a 99,52%, justificando seu uso como forma automática de identificação. Estes resultados permitem concluir que a metodologia de processamento digital de imagens, a extração de características por componentes principais e o uso de máquina de vetores de suporte utilizada neste trabalho, foi capaz de verificar a individualidade dos padrões existentes no espelho nasal de bovinos.

Palavras-chave: biometria animal, inteligência computacional, processamento de imagem, zootecnia de precisão.

ABSTRACT

GIMENEZ, Carolina Melleiro. **Cattle Biometric Identification Using Muzzle Images**. 2015. 114 f. Thesis (Dissertation) – School of Zootechny and Food Engineering, São Paulo University, Pirassununga, 2015.

Livestock identification in traditional systems has been proven to be susceptible to loss, damage, and possible fraudulent operations justifying the research area of biometric identification. This work aim the study of possibility for using principal components to evaluate the division of the muzzle of cattle in generic classes to improve the automatic biometric recognition of individuals. This thesis used a database composed by 187 Nelore bulls muzzle image collected from animals aged from birth to 6 months. From this group 68 animals were randomly photographed at 12 months of age. The digital image processing, feature extraction and vector support machine (SVM) were implemented using MATLAB software. The methodology used in this thesis provides an alternative to divide the cattle in generics class. The class could be available by means of statistical classifier performance. The results presented by classifier achieved 95.33% to 99.52% of accuracy classification justifying its use as automatic identification. The digital signal processing, feature extraction and support vector machine methodology were able the conclusion that muzzle print image could be used as animal identification .

Key words: animal biometric, computational intelligence, image processing, animal science precision.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Gráfico da evolução de abate de bovinos por trimestre para os anos 2009-2014.	19
Figura 2: Evolução das exportações de carne bovina do Brasil em mil toneladas de equivalente de carcaça nos anos de 2013 e 2014.	19
Figura 3: Gráfico de projeção para exportações de carne de frango (poultry), bovina (beef) e suína (pork) em milhões de toneladas até 2020.	20
Figura 4: Etapas do processo da identificação biométrica.	24
Figura 5: Exemplos de padrões focinho de um animal, com a idade de 2 meses (esquerda) e o mesmo animal na idade de 14 meses (direita). Extraído de Minagawa et al. (2002).	27
Figura 6: PC_1 representa a distribuição principal dos dados e PC_2 mostra a componente secundária (loadings).	32
Figura 7: Exemplo de hiperplano ótimo com áreas de separação de possíveis hiperplanos.	37
Figura 8: Os fenômenos representados na figura são: em (a) sobre-ajuste, (b) sub-ajuste, (c) função de aproximação mais adequada.	38
Figura 9: Transformação: problema não linearmente separável no plano mapeado em um problema linearmente separável no espaço.	39
Figura 10: Separação de classes por meio da aplicação da máquina RBF.	40
Figura 11: Etapas da metodologia de realização do trabalho.	42
Figura 12: Projeto do sistema de aquisição de imagens.	45
Figura 13: Algoritmo de cálculo de rotação da imagem.	47
Figura 14: Algoritmo que efetua o recorte da área selecionada.	47
Figura 15: Área de interesse de estudo.	48
Figura 16: Estruturas analisadas para determinação do padrão visual que compõe a classe genérica.	51
Figura 17: Protótipo inicial apenas com a base em PVC.	54
Figura 18: Visão lateral do segundo protótipo evidenciando o colar tibetano.	55
Figura 19: Ilustração do protótipo pintado para impermeabilização da luminosidade externa e área para entrada do focinho.	56

Figura 20: Visão interna do cone (à direita) e vista traseira do protótipo.	56
Figura 21: Testes realizados com a iluminação interna do protótipo até se chegar à melhor iluminação desejada.....	57
Figura 22: Melhor posição encontrada para posicionar os leds no interior do protótipo.	57
Figura 23: Teste de luminosidade realizado com objetos aleatórios para verificação de necessidades de melhoria.....	58
Figura 24: Teste realizado com animais para verificar a necessidade de novos ajuste do protótipo.	59
Figura 25: Utilização da napa para vedação de entrada de luminosidade externa indesejada.....	59
Figura 26: Visão geral do protótipo piloto do equipamento para aquisição de imagens do espelho nasal desenvolvido para este trabalho.....	60
Figura 27: Imagem com alto índice de ruídos devido à forma de aquisição.....	61
Figura 28: Exemplos de áreas com sombreamento e excesso de luminosidade em algumas regiões.	62
Figura 29: Exemplo de imagem com sujidade impregnada no espelho nasal.....	62
Figura 30: Exemplo de imagem com umidade no espelho nasal	63
Figura 31: A imagem A exemplifica problema ocorrido devido à umidade na área refletindo a luminosidade e a imagem B exemplifica problema ocorrido em região com grande abrasão de sujidade.....	64
Figura 32: Região de interesse de estudo.....	65
Figura 33: Interface do software de processamento	66
Figura 34: Interface do software desenvolvido para o pré-processamento das imagens do banco de dados ilustrando as etapas da seleção da área a ser estudada.	67
Figura 35: Área selecionada para estudo em escala de cinza.	68
Figura 36: (A) Imagem original contendo áreas de sombreamento que dificultam a identificação de estruturas de interesse de estudo sinalizada pela seta vermelha na imagem. (B) Imagem tratada onde as estruturas de interesse de estudo estão mais visíveis em especial na área sinalizada pela seta que na figura original tinha sua identificação dificultada pela área de forte sombreamento.	69
Figura 37: Resultado de ajuste de contraste da imagem por equalização de histograma para a imagem binarizada.	70

Figura 38: (A) imagem original binarizada, (B) imagem esqueletizada, (C) imagem com manchas que ajudam identificar as estruturas objeto de estudo.	71
Figura 39: Esquema das formas das estruturas encontradas que servem como padrão classificatório do espelho nasal.....	73
Figura 40: Representação gráfica da distribuição percentual dos animais nas classes classificatórias. SR representa os animais sem ramificação.	74
Figura 41: Representação das características de 10 imagens representando dois animais usando PCA.....	75
Figura 42: Menu inicial	78
Figura 43: Menu inicial selecionando o item de Cadastro.	78
Figura 44: Menu inicial selecionando o item de Buscas.....	79
Figura 45: Menu inicial selecionando o item Ajuda.	79
Figura 46: Menu inicial selecionando o item Sair cuja função é o fechamento do programa.....	80
Figura 47: A partir do botão “Cadastro” no “Menu Principal” é possível acessar o ícone “Abate” que dá acesso a tela de “Registro de Abate”.....	80
Figura 48: Interfaces para cadastramento de bovinos	81
Figura 49: Interfaces para cadastro de bovinos com vinculação do padrão do focinho ao número do animal.....	82
Figura 50: Interface de cadastro de bovinos.	83
Figura 51: Interface para cadastro de fazenda.....	84
Figura 52: A partir do botão “Cadastro” no “Menu Principal” é possível acessar o ícone “Frigorífico” que dá acesso a tela de “Cadastro de Frigorífico”.....	84
Figura 53: No “Menu Principal” , é possível acessar o ícone “Abate” que torna possível o acesso à tela de “Buscar Abate” a partir do botão “Busca”.....	85
Figura 54: No “Menu Principal” , é possível acessar o ícone “Bovinos” que torna possível o acesso à tela de “Localizar Bovinos” a partir do botão “Busca”.	85
Figura 55: No “Menu Principal” , é possível acessar o ícone “Frigoríficos” que libera o acesso à tela de “Buscas Frigoríficos” a partir do botão “Busca”.	86
Figura 56: No “Menu Principal” no ícone “Ajuda” é possível acessar a tela “Precisa de Ajuda nas Buscas?” a partir do botão “Como Fazer Buscas?”.....	86
Figura 57: No “Menu Principal” no ícone “Ajuda” é possível acessar a tela “Precisa de Ajuda nos Cadastros?” a partir do botão “Como Fazer Cadastros?”.....	87

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Resultados encontrados na classificação das imagens dos animais por meio do SVM e pela classificação visual, para bovinos fotografados em ambiente aberto.	76
Tabela 2: Resultado da classificação pela SVM, em ambiente aberto.	77
Tabela 3: Tabela de Dados do Abate	87
Tabela 4: Tabela de Dados Cadastrais	88
Tabela 5: Dados Fazenda	89
Tabela 6: Dados Frigorífico	89

SUMÁRIO

RESUMO

ABSTRACT

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

LISTA DE TABELAS

1 INTRODUÇÃO	16
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	18
2.1 O cenário da pecuária de corte brasileira	18
2.2 Identificação de bovinos	21
2.3 Método biométrico	23
2.3.1 Padrão do espelho nasal bovino	25
2.4 Processamento digital de imagem	28
2.5 Análise de componentes principais (PCA)	30
2.6 Máquina de vetores de suporte (SVM)	34
3 OBJETIVOS	41
3.1 Objetivos específicos	41
4 MATERIAL E MÉTODOS	42
4.1 Aquisição de Dados	43
4.2 Desenvolvimento do protótipo do equipamento de captação de imagem do espelho nasal bovino.....	44
4.3 Tratamento digital de imagens	46
4.3.1 Pré Processamento dos dados	46
4.3.1.1 Seleção	46
4.3.1.2 Limiarização e binarização	48
4.3.1.3 Correção da luminosidade.....	48
4.3.1.4 Correção da imagem	49
4.3.2 Segmentação	49
4.3.2.1 Detecção de Borda.....	50
4.3.2.2 Esqueletização	50
4.4 Análise de componentes principais da imagem	50
4.5 Determinação de classes genéricas.....	51
4.6 Processos de treinamento e teste do classificador reconhecimento de padrões	52

4.7 Proposta de protótipo de software para rastreabilidade	53
5 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	54
5.1 Protótipo piloto do aparelho para captação da imagem	54
5.2 Aquisição e Qualidade das Imagens	60
5.3 Etapas do tratamento digital de imagens	64
5.3.1 Seleção e Limiarização	64
5.3.2 Correção de luminosidade.....	68
5.3.3 Correção da imagem e esqueletização	70
5.4 Determinação de classes genéricas.....	71
5.5 Extração de características e reconhecimento de padrões.....	74
5.5.1 Resultados obtidos no teste do método um-contra-um	75
5.5.2 Resultados obtidos no teste do método todos-contra-um	76
5.6 Proposta de protótipo de software para rastreabilidade	77
6 CONCLUSÃO.....	91
7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	92
ANEXO 1	106
ANEXO 2.....	114

1 INTRODUÇÃO

Atualmente o Brasil encontra-se classificado no ranking mundial como o país detentor do maior rebanho comercial de bovinos e segundo exportador de carne, apresentando um significativo potencial produtivo devido não apenas à extensão territorial mas também ao clima e forma de produção. Contudo, questões que tangem a sustentabilidade, assim como de qualidade do alimento e segurança alimentar que envolvem esta produção, não podem ser esquecidas pois, cada vez mais estes itens se tornam exigências do mercado consumidor.

Assim, a rastreabilidade integra a cadeia produtiva como uma ferramenta para viabilizar a segurança adotada nos processos produtivos, tendo a identificação como item indispensável a qualquer tipo de sistema rastreável pois, possibilita e facilita a coleta e controle dos dados de um indivíduo e do meio em que se insere.

A identificação deve ser única, segura de fraudes e perdas além de acompanhar o animal durante todo seu ciclo na unidade rural produtora, assim como posteriormente na produção, para que o sistema de rastreabilidade seja confiável. Contudo, frequentemente é apontada como um problema de considerável importância de todos os sistemas de produção, inclusive na pecuária de corte. Tal fato se deve às perdas e/ou erros de leitura do identificador, tornando o processo passível de questionamentos quanto sua credibilidade, podendo a produção do país sofrer embargos sanitários por parte de seus importadores. Isto ocorre se o sistema de rastreabilidade não demonstra confiabilidade aos importadores, gerando dúvidas sobre a origem e a forma de produção ao qual o produto foi submetido e, à segurança para a alimentação humana.

Neste contexto, a identificação biométrica insere-se como uma ferramenta tecnológica que soluciona a problemática que tange do identificador, por ser uma característica física única, inviolável e insubstituível que acompanha o animal por toda a sua vida, aos moldes da digital humana cuja eficácia está solidamente comprovada e considerada como método de identificação e autenticação mais confiável.

Há algumas décadas, métodos biométricos aplicados à animais vem sendo pesquisado com sucesso, detectando nas mais diversas espécies características físicas e genéticas com altíssimo potencial para ser considerado um identificador biométrico. Tais fatos justificam, assim, a necessidade da realização de pesquisas

científicas interdisciplinares e inovadoras, no intuito de desenvolver uma nova forma de identificação aplicada à bovinocultura de corte. Técnicas que sejam seguras, de baixo custo e que principalmente minimize, ou se possível elimine, falhas no processo de identificação tornando o sistema de rastreabilidade bovina confiável, principalmente aos olhos dos importadores dos produtos cárneos provindos desta produção.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 O cenário da pecuária de corte brasileira

O setor pecuário de bovinocultura de corte cada vez mais tem se destacado no cenário econômico nacional e assumido posições de liderança no cenário mundial de carnes. A década de 2000 foi marcada pela consolidação do Brasil como potência na produção e exportação de carne bovina, assumindo a primeira colocação dentre os exportadores em 2004. Atualmente, mantém-se como o país detentor do maior rebanho comercial de bovinos do mundo e o segundo maior exportador de carne mundial, tanto no comércio de carnes frescas quanto industrializadas (VALLE, 2011; SEAB, 2014; ABIEC, 2015; IBGE, 2015).

O Brasil é um país de vasta extensão territorial, justificando a grande variedade de sistemas produtivos encontrados e que possuem reflexo direto na diversificação dos produtos. Atualmente, o Brasil encontra-se com capacidade de atender qualquer mercado do mundo, desde nichos mais específicos com cortes nobres (carne gourmet) até cortes de menor valor, consideradas carnes ingredientes, sejam carnes mais magras ou com maior teor de gordura, sob qualquer demanda de volume (ABIEC, 2015).

Em 2014, segundo dados do IBGE (2014), foram abatidos 33,87 milhões de cabeças de gado, o que segundo a Associação Brasileira de Indústrias Exportadoras de Carne - ABIEC (2014) representa a produção de 139,91 mil toneladas de equivalentes de carcaça.

Este cenário positivo para o Brasil, no que tange à expansão da produção e exportação de produtos cárneos, encontra-se representado pela Figura 1, que mostra a evolução crescente do abate de bovinos no território nacional por trimestres para os anos de 2009 a 2014, e na Figura 2 a evolução das exportações de carne bovina do Brasil para os anos de 2013 e 2014.

Figura 1: Gráfico da evolução de abate de bovinos por trimestre para os anos 2009-2014.

Fonte: ABIEC

Figura 2: Evolução das exportações de carne bovina do Brasil em mil toneladas de equivalente de carcaça nos anos de 2013 e 2014.

Segundo o relatório de projeções de longo prazo para a produção e demanda mundial do Departamento de Agricultura dos Estados Unidos (USDA) divulgado em fevereiro de 2014, o comércio mundial de carne apresentará aumento, em torno de 22% até 2023, estando o Brasil apontado como o principal exportador de carne bovina no período. Este relatório indica ainda, para este período, o aumento do

consumo mundial de carne na ordem de 1,9% e crescimento anual próximo a 2,2% nos embarques dos países exportadores. No que tange as exportações de carne bovina, o relatório prevê um aumento anual de 2,8%, representando um aumento de 2,2 milhões de toneladas durante o período de 2014 a 2023. Na Figura 3 pode-se observar a projeção realizada pelo Departamento de exportação de carne, incluindo carne bovina, de frango e suína.

Fonte: USDA

Figura 3: Gráfico de projeção para exportações de carne de frango (poultry), bovina (beef) e suína (pork) em milhões de toneladas até 2020.

Este cenário corrobora com Machado e Nantes (2000) e Franco (2002) que afirmam que um dos maiores desafios do Brasil na atualidade é intensificar a oferta de produtos de qualidade, além de atender às demandas do mercado interno e externo no quesito “origem da carne”.

Dentro do processo de controle de qualidade do animal pré-abate encontra-se a monitoração de diversos dados e o acompanhamento minucioso do animal desde seu nascimento até o abate (BARCELOS, 2003).

O Brasil ainda é um país suscetível a embargos de exportação, pois países que se sentem ameaçados pela competitividade de produtos como a carne brasileira recorrem, com crescente ênfase, a barreiras não-tarifárias, ditas "ambientais", "sociais" e "sanitárias".

Adotar o manejo sanitário correto, dentro das exigências do mercado consumidor, garante ao produtor a integridade do seu rebanho, além de proporcionar a colocação do produto final em mercados com melhor remuneração. Para os produtos da agropecuária brasileira o valor econômico está relacionado com a sua aceitação no mercado, desta forma o investimento científico e tecnológico implica no aumento da capacidade dos produtos brasileiros de competirem no mercado externo (YASSU, 2004) e na melhoria da qualidade do produto consumido no mercado nacional.

Por todos estes motivos existe a necessidade de agregar tecnologia na produção agro-industrial brasileira por meio de investimentos em pesquisas científicas interdisciplinares, para que o Brasil consiga adequar o sistema produtivo nacional aos mais altos padrões de qualidade de produção internacionais.

A inserção definitiva das carnes brasileiras na economia mundial e seu fortalecimento no mercado interno dependem da assimilação destes conceitos pelos diferentes elos da cadeia produtiva e da agilidade em atender essas novas demandas.

2.2 Identificação de bovinos

A exemplo de outros segmentos da agroindústria, que há tempos aplicam ferramentas de controle administrativas em seu processo produtivo, nota-se que a pecuária de corte também está, cada vez mais, inserindo ao seu processo produtivo tais ferramentas, que representam para o empreendimento rural um fator decisivo para a correta alocação dos recursos financeiros, humanos e materiais, além de diversas outras tecnologias que vem intensificando a transformação de fazenda em indústrias produtoras de carne.

Neste contexto, verifica-se que a identificação individual dos animais juntamente com a coleta dos dados a campo torna-se uma importante ferramenta, tanto de controle administrativo nas mais diversas etapas da produção como para o controle e manejo da rastreabilidade bovina, além do fato que uma coleta automatizada dos dados possibilita um controle e monitoramento mais seguro,

confiável e ágil do processo produtivo, fomentando progressos zootécnicos, controle e economia da produção (LOPES, 1997; PIRES, 2000; PIRES, 2001; PIRES, 2002; SILVA, 2004; SCHMIDEK et al., 2009; LOPES, 2013).

A identificação animal individual (IAID) possibilita e facilita a coleta de dados de um indivíduo, bem como do meio em que se insere (KORTHALS et al. 1992; FERREIRA; MEIRELLES, 2002; SILVA, 2004), sendo assim parte principal de todo o sistema.

Machado et al. (2001), Resende e Lopes (2002) e Rocha e Lopes (2002) afirmam em seus trabalhos que qualquer método de identificação deve atender a um mínimo de requisitos, sendo :

- Único: cada número deve ser encontrado apenas uma vez no rebanho;
- Permanente: não deve correr riscos de perda;
- Insubstituível: ao receber uma identificação ao nascimento ou na aquisição do animal, esse deve permanecer com o mesmo número até o momento do abate;
- Positiva: a identificação dos animais não pode gerar dúvidas.

Sendo assim, a identificação deve estar presente no rebanho uma única vez, não correr risco de perda ou danos de qualquer natureza, estar sempre legível e acompanhar o animal em todo o seu ciclo dentro da propriedade rural e posteriormente, na produção (RESENDE; LOPES, 2002, ROCHA; LOPES, 2002). Contudo, a identificação é frequentemente apontada como uma problemática de considerável importância dentro de todos os sistemas de produção (SILVA, 2004), em especial na bovinocultura de corte, devido ao índice de perdas de identificadores do tipo brinco, como descrito por Ferreira e Meirelles (2001), que variam de acordo com a raça e tipo de ambiente entre 3 e 15% anualmente. Além desses autores, Machado et al. (2001) relatam perdas semelhantes com média de 5% ao ano. Esses dados evidenciam a dificuldade, não apenas no processo eficaz de identificação, mas em todo o processo de rastreamento de produtos cárneos, uma vez que, segundo Desimon (2006), os produtos rastreados necessitam de codificação para serem conferidos, identificando sua procedência possibilitando, se necessário, o “recall”.

A identificação utilizada para lotes de produtos cárneos e outros, consiste de uma sequência numérica acompanhada de código de barras e o modelo emitido e controlado pelo SISBOV. Este padrão de informação encontra-se presente nos

brincos auriculares, método mais utilizado no território nacional devido ao seu reduzido valor e facilidade de aplicação (DUBOIS et al., 2002). Contudo, há outras formas de IAID que são utilizadas nas propriedades rurais, tais como, a marcação a ferro quente, tatuagem e dispositivos eletrônicos (MAPA, 2006; MAPA, 2008).

2.3 Método biométrico

Os sistemas de identificação de gado tradicionais, são comprovadamente passíveis de perda, danos e possíveis operações fraudulentas, além de ser o objeto de recentes preocupações de estudos na área de bem estar animal. Com o advento da tecnologia biométrica foram propostos novos tipos de identificadores para bovinos como a identificação por meio de imagem de retina, íris, espelho nasal, DNA e rotulagem imunológica (BARRON; WARD, 2005).

Biometria é a ciência que estuda a medida dos seres vivos, ou seja, é a identificação de um indivíduo por meio de suas características físicas e comportamentais (FERREIRA, 2002, DZIUK 2003; RUSK et al. 2006; ALLEN et al. 2008; BARRON et al. 2008). A natureza desenvolveu diversos mecanismos biométricos para o reconhecimento entre os seres vivos, por meios sensoriais combinados com registros em memória, os quais são hoje considerados pela ciência como habilidades de elevada sofisticação que servem hoje como parâmetro de referência de crescentes pesquisas e desenvolvimento de cunho tecnológico na área de biometria (THERRIEN; TRONCO, 2004).

Anderson et al. (1983) descrevem métodos não invasivos como sendo aqueles que não requerem qualquer tipo de penetração física de instrumentos no corpo do animal. Portanto, com base neste conceito, pode-se afirmar que a biometria é uma técnica de identificação não invasiva, e como tal, promotora de melhor bem estar animal em relação ao método invasivo (ERADUS; JANSEN 1999; INERNEY et al. 2011).

Segundo Barcos (2001) os dispositivos de identificação animal devem ser convenientes, de fácil aplicação e leitura, proporcionar retenção efetiva ao longo da vida dos animais, além de não produzirem nenhum efeito adverso e/ou apresentarem risco à saúde humana pela contaminação da carcaça. Os dispositivos empregados para a identificação também devem ser à prova de fraudes e oferecer relação custo/benefício favorável (NAZARENO, 2014).

Barron e Ward (2005) afirmam que a aceitação de qualquer sistema de identificação biométrica está baseada na confiabilidade, facilidade de uso, facilidade de implementação e custo e os dados devem ser de fácil utilização, assim como o sistema de identificação deve facilmente conectar-se a sistemas de identificação pós-abate.

Barron e Ward (2005) cita que sistemas de identificação biométrica normalmente seguem três etapas de processamento de alto nível (Figura 4) sendo elas:

1. Aquisição da imagem do padrão de interesse de estudo por meio de uma técnica de leitura adequada;
2. As imagens adquiridas devem ser digitalizadas para fins de processamento. Nesta etapa, conteúdo informativo estranho é descartado e minúcias são isoladas, se transformando em um modelo, uma espécie de forma canônica interna para atributos armazenados em um banco de dados correspondentes.
3. Finalmente, modelos armazenados no banco de dados são pesquisados para uma correspondência com o descrito. Se a correspondência for encontrada, obtém-se o sucesso na identificação.

Figura 4: Etapas do processo da identificação biométrica.

Nazareno (2014) cita, como desvantagens no uso das tecnologias biométricas de identificação animal, o alto custo de implantação, o baixo número de estudos relacionados e uma menor variedade de equipamentos existentes no mercado.

2.3.1 Padrão do espelho nasal bovino

Nos mamíferos, a pele é coberta de pêlos, exceto em partes limitadas do corpo, como as palmas das mãos em humanos e a região das narinas no caso dos bovinos.

Petersen (1922) reconheceu a individualidade de padrões do focinho e considerou-a como um meio de identificação dos animais individuais.

Miller e West (1972) relataram que as impressões do espelho nasal, feita por meio de carimbo, da mesma maneira como as impressões digitais humanas, foram usadas na Nova Zelândia para a identificação de gado bovino. Isso teve um certo valor em animais de pele negra, pois a tatuagem nestes animais era de difícil leitura devido à pigmentação da pele.

Pandey et al.(1979) realizaram o primeiro trabalho essencial no exame de impressão de focinho, obtendo 500 pares de impressões de focinho de bovinos e búfalos, independentemente da sua idade, sexo ou raça, que foram examinadas qualitativa e quantitativamente para diferenciar uma da outra. O estudo qualitativo da impressão ou M-printometry envolveu a medição de distâncias relativas e direções das estruturas. Quando as estruturas de uma impressão mantida exatamente a mesma relação com as estruturas de uma outra cópia, as cópias foram consideradas idênticas, e pertencente ao mesmo animal.

O M-printometry foi realizado de duas formas: por meio do método de triangulação e do método gráfico. No método de triangulação, foram selecionados três estruturas parecidas. Estas estruturas foram nomeadas X, Y, e Z (pertencente ao imprimir A), e X_1 , Y_1 e Z_1 (pertencente ao imprimir B). Então, um ponto ideal foi marcado em cada uma das três estruturas selecionadas para impressão A. Estes pontos ideais foram nomeados I, P e S. Os pontos de contador de I, P e S também foram marcados na impressão B, e nomeado como I_1 , P_1 e S_1 . Pontos I, P e S, e I_1 , P_1 e S_1 foram unidas para formar um triângulo em cada impressão. Os lados e os ângulos de ambos os triângulos foram medidos. Os lados dos triângulos representam as distâncias relativas entre as estruturas e os ângulos representam as direções relativas. Quando as paredes e os ângulos do triângulo na impressão A foram considerados idênticos aos do triângulo na impressão B, ambas as impressões foram declaradas idênticas. Estudos similares foram posteriormente desenvolvidos por Mishra et al. (1997) e Baranov et al. (1993), que observaram

diferença significativa entre raças por meio de características dos pontos do espelho nasal.

Pandey (1979) também examinou as impressões dos focinhos tomadas em intervalos mensais, e ressaltou que as mudanças nas impressões com o passar do tempo são insignificantes, e que essas alterações são mais esperadas em animais até 2 anos de idade, devido à alta taxa de crescimento.

Mishra e Dave (1989) correlacionam o número de glândulas presentes no focinho com a idade do animal. Assim, a quantidade dessas estruturas presentes na impressão foi contada numa área de 2,5 x 2,5 cm. Os coeficientes de correlação entre idade e número de glândulas foram altamente significativos para todas as regiões do focinho ($r > 0,906$), diminuindo com o avanço da idade. No entanto, a redução foi mais acentuada até 18 meses de idade. Um resultado importante deste trabalho é que, depois de 42 meses de idade, as contagens de glândulas na impressão foram praticamente constantes.

Estudos mostram que padrões existentes no focinho dos bovinos como a disposição e distribuição de cumes e vales (sulcos existentes entre as glândulas) são características ímpares de sua superfície da pele (MINAGAWA et al., 2002; EBERT, 2006; MULVIHILL, 2008). BARANOV et al. (1993) indicam que o padrão do focinho bovino é altamente hereditário e a assimetria entre as metades do focinho é significativa. Com base nestas informações o padrão de espelho nasal pode ser considerado como um identificador biométrico.

Um sistema de classificação do espelho nasal foi proposto por Mishra et al. (1996). Neste trabalho os autores analisaram 602 gravuras focinho, nas quais conseguiram identificar três estruturas que descreveram e nomearam da seguinte maneira:

1. Estruturas de forma oval, arredondado ou irregular que fica espalhada sobre a superfície do espelho nasal foi denominada de “contas”;
2. Uma estrutura alongada reta ou curva dispostas de maneira específica sobre o focinho denominou-se “cumes”;
3. O espaço livre originária centralmente na base da impressão e estendendo-se para cima, em graus variáveis denominou-se de “vale”.

Este trabalho também descreve que alguns sulcos originam a partir do vale central ou a partir do mesmo ponto localizado no centro da linha de base do focinho. Assim, cada cume teve diferentes locais de origem e arranjo mas tais cumes tem ponto de origem comum. Estes cumes eram chamados de "cumes padrão". Com base na presença ou ausência de vale central (ranhura), os carimbos do focinho foram classificados em duas categorias principais, sendo, com ranhuras e não ranhurada. Cada uma destas categorias foram ainda classificadas em diferentes classes, observando a distribuição e disposição dos grânulos, cristas e cumes de padrão. Para além das duas categorias principais, um padrão muito diferente foi também observada. Tais impressões focinho foram incluídos em uma terceira categoria chamada "categoria especial".

No Japão, no registo tanto de gado comercial quanto de gado de elite, o padrão do focinho é capturado em um pedaço de papel branco com tinta preta na idade de 4 meses e em um registo avançado com mais de 14 meses de idade (**Error! Reference source not found.**6). Mais de 3 milhões de bovinos de corte foram registradas no Wagyu Association Registry em Kyoto desde 1948 (MINAGAWA et al., 2002).

Figura 5: Exemplos de padrões focinho de um animal, com a idade de 2 meses (esquerda) e o mesmo animal na idade de 14 meses (direita). Extraído de Minagawa et al. (2002).

De maneira geral, este método pode ser realizado através da leitura eletrônica do padrão focinho carimbado no papel ou de forma direta por fotografias do focinho

do animal como realizado por Gimenez (2011). Entretanto, Noviyanto e Arymurthy (2013) ponderam sobre as dificuldades existentes para realizar o registro devido à agitação dos animais e destaca como desvantagem o tempo para aquisição do registro do focinho e posterior comparação dos padrões, além da necessidade de contenção de cada animal para aquisição da imagem desfavorecendo a praticidade do processo, como relatado por Dziuk (2003).

2.4 Processamento digital de imagem

Segundo Perelmuter et al. (1995), pode-se definir processamento digital de imagens como sendo o processo de cognição de uma imagem, que pertence à área do reconhecimento e análise de padrões.

Os avanços tecnológicos que ocorreram na eletrônica, a partir da década de 1980, fizeram com que as técnicas digitais passassem a ser empregadas com o intuito de se obter um mecanismo para classificação de imagens.

A área de processamento e reconhecimento de imagens, obteve uma grande visibilidade devido ao amadurecimento das técnicas de inteligência artificial, que vêm sendo empregadas, permitindo novas abordagens para a problemática.

As técnicas utilizadas para o reconhecimento de imagens, geralmente, usam técnicas de processamento de imagens para pré-processar os dados contidos na imagem e apresentá-los de forma que possam passar pela etapa de tratamento pelo algoritmo de treinamento.

Quando observada do ponto de vista da ótica, uma imagem é um conjunto de pontos que converge para formar um todo, mas pode-se afirmar de uma maneira mais ampla que uma imagem é o suporte para efetuar troca de informações (ALBUQUERQUE et al., 2010).

A imagem digital é basicamente um arquivo que guarda os valores de uma função $f(x,y)$, que representam a intensidade luminosa no ponto da coordenada (x,y) . Um modelo matemático é necessário para que o computador consiga interpretar e manipular esse arquivo como sendo uma imagem. O valor dessa função representa o brilho num ponto dado pelas coordenadas espaciais, uma matriz é formada pelo conjunto desses pontos, onde os índices de linha e coluna são as coordenadas (x,y) . Esse ponto é o menor elemento da imagem e é chamado de pixel, que é abreviação de picture-element ou elemento da figura, menos comum, mas também usado em algumas literaturas, é o termo pels (GONZALEZ; WOODS, 2000).

Segundo Marques Filho e Vieira Neto (1999), os elementos de um sistema digital de imagens abrange as principais operações que se pode efetuar sobre uma imagem que são: aquisição, armazenamento, processamento e exibição.

A aquisição consiste na conversão de uma imagem em uma representação numérica adequada para o processamento digital subsequente.

O armazenamento de imagens digitais é considerado um dos maiores desafios no projeto de sistemas de processamento de imagens, devido à grande quantidade de bytes necessária. Devido a este fato, o armazenamento pode ser de curta duração (compreende apenas o período em que as imagens estão sendo utilizadas), armazenamento de massa (para operações de recuperação de imagens relativamente rápidas) e arquivamento de imagens (com objetivo de futura recuperação caso haja necessidade) (MARQUES FILHO; VIEIRA NETO, 1999).

A etapa que compreende o processamento de imagens digitais envolve procedimentos normalmente expressos sob forma algorítmica e abrange diversas sub etapas como: pré-processamento, segmentação e extração de características.

Durante o pré-processamento a imagem adquirida pode apresentar diversas imperfeições, como: presença de pixels ruidosos, contraste e/ou brilho inadequado, dados interrompidos ou indevidamente conectados, entre outros. Assim, esta etapa tem por finalidade aprimorar a qualidade da imagem para as etapas subsequentes, sendo a imagem resultante uma imagem digitalizada de melhor qualidade que a original (MARQUES FILHO; VIEIRA NETO, 1999).

A segmentação consiste na primeira etapa de processamento da imagem, quando se considera uma análise do ponto de vista da informação nela presente. O termo segmentação vem do termo em inglês "image segmentation", criado durante os anos 80 (FU et al., 1980).

Segmentar consiste em dividir a imagem em diferentes regiões, que serão posteriormente analisadas por algoritmos especializados em busca de informações ditas de "alto-nível". Devido à grande facilidade de manipulação deste tipo de imagens, principalmente porque reduz significativamente a quantidade de dados. Estas são frequentemente utilizadas no processo de tratamento dos dados. Globalmente, uma imagem em níveis de cinza pode ser segmentada de duas maneiras: ou considera-se a semelhança entre os níveis de cinza ou as suas diferenças (NEVES et al., 1998).

A detecção de borda é uma técnica de processamento de imagens que determina pontos de uma imagem digital na qual ocorrem mudanças repentinas de intensidade luminosa, ou seja, os pontos de borda podem ser entendidos como as posições dos pixels de uma imagem com variações abruptas de níveis de cinza (GONZALEZ; WOODS, 2002). Mudanças repentinas em imagens geralmente refletem eventos importantes no cenário, como a descontinuação da profundidade, descontinuação da orientação da superfície, mudança das propriedades do material ou variações na iluminação da cena.

A detecção de borda é uma das ferramentas usadas na área de extração de características. Sua utilização reduz significativamente a quantidade de dados a serem processados e descarta elementos que são considerados menos relevantes, ainda que preservando importantes propriedades estruturais de uma imagem. Existem várias técnicas de segmentação baseadas em bordas, tais como Sobel, Roberts, Laplaciano, entre outras (GONZALEZ; WOODS, 2002).

O uso de filtros permite reduzir os ruídos da imagem por meio da segmentação que subdivide uma imagem em suas partes ou objetos constituintes para que mais padrões possam ser encontrados.

Este filtro consiste em um operador que calcula diferenças finitas, dando uma aproximação do gradiente da intensidade dos pixels da imagem. Em cada ponto da imagem, o resultado da aplicação do filtro Sobel devolve o gradiente ou a norma deste vetor. Com isto consegue-se estimar a presença de uma transição claro-escuro e qual a orientação desta. Como as variações claro-escuro intensas correspondem a fronteiras bem definidas entre objetos, conseguiu-se, assim, fazer a detecção de contornos.

2.5 Análise de componentes principais (PCA)

A análise de componentes principais ou principal component analysis (PCA) é uma técnica estatística multivariada desenvolvida por Karl Pearson em 1901. Essa análise é baseada em uma transformação ortogonal que realiza a conversão de um conjunto de observações de variáveis correlatas a um conjunto de valores cujas variáveis são linearmente descorrelacionadas, denominadas componentes principais. O principal objetivo deste procedimento é realizar a análise dos dados usados visando sua redução, eliminação de sobreposições e a escolha das formas mais representativas de dados a partir de combinações lineares das variáveis

ortogonais (PEARSON, 1901; MORGANO et al. 1999; VARELLA, 2008; ARRUDA, 2013) reduzindo, desta forma, redundâncias de informações nos dados. Sendo assim, o PCA pode ser considerado uma forma avançada de preparar os dados para serem usados em classificadores.

Dependendo da área de aplicação, o PCA também é conhecido como transformada de Karhunen-Loève (KLT) discreta, transformada de Hotelling ou decomposição ortogonal própria (POD) (MORGANO et al. 1999; JUNG et al., 2012; ARRUDA, 2013).

O número de componentes principais deverá ser sempre menor ou igual ao número de variáveis originais. Esta transformação é definida de forma que o primeiro componente principal apresente maior variância possível, ou seja, é responsável pelo máximo de variabilidade nos dados, e cada componente seguinte, por sua vez, tem a máxima variância sob a restrição de ser ortogonal. Os componentes principais são garantidamente independentes apenas se os dados forem normalmente distribuídos (conjuntamente) (WOLD et al., 1987). Assim, a análise por PCA pode reduzir a quantidade de dados, descartando as informações redundantes e, fornecendo um conjunto de dados com informações relevantes. Por esse motivo, o PCA é a base fundamental da maioria dos métodos modernos para tratamento de dados multivariados (FERREIRA et al., 1999).

O PCA pode ser feito por decomposição em autovalores de uma matriz de covariância, geralmente depois de centralizar e normalizar ou usar pontuações-Z da matriz de dados para cada atributo (ABDI; WILLIAMS, 2010). Os resultados de PCA, segundo Shaw (2003), são geralmente discutidos em termos de pontuações de componentes, também chamados de pontuações de fatores, ou seja, os valores de variáveis transformados correspondem a um ponto de dado particular, e carregamentos (loadings).

Depois do estudo pioneiro de Sirovich e Kirby (1987), diversos trabalhos posteriores passaram a utilizar o PCA para a caracterização das imagens de pessoas. Turk e Pentland (1991) publicaram o primeiro trabalho utilizando o PCA para o reconhecimento de faces, sendo, atualmente, um dos trabalhos mais referenciados na área de reconhecimento de padrões e biometria.

O PCA é uma maneira de identificar a relação entre características extraídas de dados, sendo de grande utilidade quando os vetores de características têm muitas dimensões e sua representação gráfica não é possível, ou seja, possibilita

que a matriz dessas variáveis independentes seja decomposta em uma soma de matrizes menores, que são oriundas de produtos vetoriais entre (scores) e loadings ou “pesos” e uma matriz residual (E), porém também pode ser útil em dimensões menores (FERREIRA et al., 1999; MESSERSCHMIDT, 1999; TOZETTO et al., 2007). Os scores correspondem as coordenadas de cada amostras nas componentes principais (PCs) e os loadings a contribuição de cada variável nas PCs podendo ser exemplificada pela Figura 6 (PANERO et al., 2009).

Figura 6: PC₁ representa a distribuição principal dos dados e PC₂ mostra a componente secundária (loadings).

Matematicamente a PCA é definida como uma transformação linear ortogonal que transforma os dados para um novo sistema de coordenadas de forma que a maior variância por qualquer projeção dos dados fica ao longo da primeira coordenada (o chamado primeiro componente), a segunda maior variância fica ao longo da segunda coordenada, e assim por diante (JOLLIFFE, 2002).

Para se calcular uma PCA, segundo Wold et al. (1987), deve-se primeiramente obter os dados ou as M amostras de vetores com dimensão é n para posteriormente se calcular a média ou o vetor médio dos dados. Após a média calculada deve-se subtrair a média de todos os itens de dados e calcular a matriz de covariância utilizando todas as subtrações. Esta matriz será o resultado da média do produto de cada subtração por ela mesma e terá dimensão nxn. Em seguida o

cálculo dos auto valores e auto vetores da matriz de covariância deverá ser realizado, para que por último possa arranjar as matrizes da transformada de Hotteling, cujas linhas são formadas a partir dos autovetores da matriz de covariância arranjados de modo que a primeira linha, o elemento (0,0), seja o auto vetor correspondente ao maior autovalor, e assim sucessivamente até que a última linha corresponda ao menor autovalor.

O auto vetor com o maior auto valor associado, corresponde à componente principal do conjunto de dados usado, o que significa que essa é o relacionamento mais significativo entre as dimensões dos dados (GORBAN, 2007).

As componentes principais podem então ser usadas conforme a maneira desejada. Seja apenas para visualização, para aquisição de imagens de objetos 2D, de acordo com o melhor posicionamento da câmera, ou reconhecimento das principais características de medidas a serem usadas (SILVA; TRAINA, 2006).

Segundo He et al. (2011) , imagens podem ser tratadas como padrões em um espaço linear para efetuar reconhecimento estatístico. Sendo K o número de linhas de uma imagem e Z o número de colunas, pode-se dizer que uma imagem é um padrão de $K \times Z$ características ou um vetor no espaço $(K \times Z)$ dimensional, o qual é chamado de “espaço de imagens”, representado por I . Assim, dada uma imagem representada como uma matriz $K \times Z$, pode-se construir sua representação como um vetor através de uma leitura coluna a coluna da imagem, colocando o valor de cada pixel da imagem em um vetor coluna X .

Em reconhecimento de padrões, é sempre desejável dispor de uma representação compacta e de um bom poder de discriminação de classes de padrões. Para isso, é importante que não haja redundância entre as diferentes características dos padrões, ou seja, que não haja covariância entre os vetores da base do espaço de características (DALLA MURA et al., 2011). Para verificar se há covariância entre as características (ou variáveis), utiliza-se a matriz de covariância. Um espaço vetorial com a propriedade de não haver covariância entre os vetores da base do espaço, possui uma base cuja matriz de covariância de seus vetores é diagonal e para diagonalizar a matriz de covariância, deve-se efetuar uma mudança de base, assim, as variáveis dos padrões representados em termos dessa nova base do espaço de características não possuem correlação entre si (DALLA MURA, 2010).

É importante lembrar que no caso de PCA, os autovalores da matriz de covariância são iguais à variância das características transformadas. Assim, se um autovetor possui autovalor grande, significa que esse fica em uma direção em que há uma grande variância dos padrões. A importância disso está no fato de que, em geral, é mais fácil distinguir padrões usando uma base em que seus vetores apontam para a direção da maior variância dos dados, além de não serem correlacionados entre si. Logo, se a matriz H for construída de forma que sejam escolhidos somente os autovetores contendo os maiores autovalores, a variância total dos padrões de entrada não sofre grandes alterações (VASCONCELOS, 2014).

2.6 Máquina de vetores de suporte (SVM)

A complexidade da estrutura do espelho nasal demanda o uso de técnicas avançadas de aprendizagem de máquinas. Segundo Mitchell (1997) o Aprendizado de Máquina (AM) é um ramo de pesquisa da Inteligência Computacional que visa estudar o desenvolvimento de métodos capazes de extrair conceitos a partir de amostras de dados. Em geral, os diversos algoritmos de AM são utilizados para gerar classificadores para um conjunto de exemplos.

Classificação é o processo de atribuir a uma determinada informação qual a classe que ela pertence (RUSSEL; NORVIG, 1995). Assim, as técnicas de AM são empregadas na indução de um classificador a partir de um conjunto de treinamento, e o classificador deve ser capaz de prever a classe do domínio em que ele foi treinado.

Segundo Haykin (1999), três paradigmas podem ser utilizados na geração de um preditor por meio de AM sendo elas:

- Supervisionado: tem-se a figura de um “professor externo”, o qual apresenta um conhecimento do ambiente representado por conjuntos de exemplos na forma entrada-saída. Neste caso, o algoritmo de AM é treinado a partir de conjuntos de exemplos rotulados com o objetivo de aprender uma função desejada;
- Não-supervisionado: neste não há a presença de um professor, ou seja, não existem instâncias rotuladas da função a ser aprendida. O algoritmo de AM aprende a representar (ou agrupar) as entradas submetidas segundo uma medida de qualidade;

- Por reforço: neste o aprendizado ocorre por meio de recompensas ou não ao indutor, dependendo de seu desempenho em aproximar a função desejada.

A escolha de um paradigma de aprendizado determina a maneira como o algoritmo de AM se relaciona com seu meio ambiente, ou seja, o modo como ocorrerá o seu aprendizado por meio de um conjunto de dados.

Em 1995 foi publicado um artigo científico propondo um classificador binário robusto denominado de máquina de vetores de suporte (Support Vector Machines - SVM) (VAPNIK, 1995), que é uma técnica de aprendizado estatístico, baseada no princípio da Minimização do Risco Estrutural (SRM), e pode ser usada para resolver problemas de classificação e que vem recebendo grande atenção nos últimos anos (HEARST et al., 1998; CRISTIANINI; SHAW-TAYLOR, 2000). Seus resultados, quanto à aplicabilidade da técnica, são equiparáveis aos obtidos por outros algoritmos de aprendizado, como as Redes Neurais Artificiais (RNAs) (HAYKIN, 1999), apresentando em alguns casos resultados superiores na análise de expressões, reconhecimento de padrões em imagens e sons, regressão linear, categorização de textos e em aplicações em bioinformática e tem-se destacado, ao resolver problemas com um baixo tempo computacional durante o treinamento e, comparativamente, com resultados muitas vezes superiores àqueles obtidos a partir do uso de redes neurais artificiais (HEARST et al., 1998; ZIEN et al., 2000; SCHÖLKOPF; SMOLA, 2002; CUCKER; ZHOU, 2007; STEINWART; CHRISTMAN, 2008).

Algumas das principais características das SVMs descritas por Smola et al. (1999) que tornam seu uso atrativo são:

- Boa capacidade de generalização: os classificadores gerados por uma SVM em geral apresentam bons resultados de generalização. A capacidade de generalização de um classificador é medida por sua eficiência na classificação de dados que não pertençam ao conjunto utilizado em seu treinamento. Na geração de preditores por SVMs, portanto, é evitado o overfitting, situação na qual o preditor se torna muito especializado no conjunto de treinamento obtendo, assim, baixo desempenho quando confrontado com novos padrões;

- Robustez em grandes dimensões: as SVMs são robustas diante de objetos de grandes dimensões, como ocorre nas imagens. A ocorrência de overfitting nos classificadores gerados por outros métodos inteligentes sobre esses tipos de dados são comumente observados;
- Convexidade da função objetivo: a aplicação das SVMs implica na otimização de uma função quadrática, que possui apenas um mínimo global, sendo esta a uma vantagem sobre, por exemplo, as redes neurais artificiais, em que há a presença de mínimos locais na função objetivo a ser minimizada;
- Teoria bem definida: as SVMs possuem uma base teórica bem estabelecida dentro da matemática e estatística.

Entre as características citadas, as SVMs destacam-se principalmente por sua capacidade de generalização. Estes resultados foram apresentados por Vapnik e Chervonenkis através da Teoria de Aprendizado Estatístico, proposta por estes autores nas décadas de 1960 e 1970 (VAPNIK, 1995). As SVMs surgiram como resultado direto do emprego dos princípios apresentados nestes estudos.

O objetivo inicial da SVM, em 1963, foi encontrar um hiperplano ótimo (com máxima distância entre classes) em função de vetores de suporte. Esse método permitiria uma classificação linear dos dados. Em 1992, foi desenvolvida uma implementação na qual o espaço de entrada foi transformado em um espaço de maior dimensão, tornando linear a separação dos dados que antes não podiam ser separados desta maneira. Em 1995, foram introduzidas variáveis de folga também com o intuito de tornar a técnica mais flexível e aumentar sua capacidade de generalização (ALES, 2008).

O funcionamento das máquinas de vetor suporte se baseia a partir do fato que dadas duas classes e um conjunto de pontos que pertencem a estas, as máquinas de vetor suporte determinam o hiperplano que os separa, de forma a colocar a maior quantidade possível de pontos da mesma classe do mesmo lado, ao mesmo tempo que a distância de cada classe a esse hiperplano é maximizada. As máquinas de vetor suporte geralmente operam em um espaço de dimensão maior que a dimensão dos dados originais, denominado espaço de características, de forma a se obter a maximização desejada e uma melhor capacidade de generalização de classificação.

Uma SVM constrói um classificador de acordo com um conjunto de padrões por ele identificados nos exemplos de treinamento, na qual a classificação é conhecida.

Na Figura 77 pode-se visualizar um conjunto de classificadores lineares que separam duas classes, mas apenas um (em verde) é capaz de maximizar a margem de separação que é a distância da instância mais próxima ao hiperplano de separação das duas classes em questão. O hiperplano com margem máxima é chamado de hiperplano ótimo, que será o objeto de busca do treinamento do classificador (GUNN, 1998).

Figura 7: Exemplo de hiperplano ótimo com áreas de separação de possíveis hiperplanos.

Considerando $(x_1, y_1), \dots, (x_i, y_i)$, tal que $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ e $y \in \{-1, 1\}$, $i = 1, \dots, N$, onde N é o número de instâncias do treinamento, $\mathbf{x}$ é o vetor de entrada e y é a classificação desejada. O objetivo consiste em estimar uma função $F: \mathbb{R}^n \rightarrow \{-1 \text{ ou } 1\}$, usando os exemplos de treinamento, e aplicá-la nos exemplos de teste, não utilizados anteriormente, de forma a classificá-los corretamente. Porém se nenhuma restrição for imposta à função estimada F , mesmo uma função que tenha uma boa taxa de acerto no treinamento, não é garantido que ela possa generalizar de forma satisfatória os exemplos de teste. Assim, minimizar o erro no treinamento não implica em um pequeno erro no teste. Quando um classificador perde a capacidade de generalizar ocorre um fenômeno denominado de sobre ajuste (overfitting), no qual a complexidade da função obtida é superior a necessidade do problema. Além desse, pode ocorrer outro problema de forma contrária, chamado de sub-ajuste

(underfitting), no qual a complexidade da função obtida é inferior à necessidade do problema. Estes fenômenos podem ser verificados na Figura 8.

Figura 8: Os fenômenos representados na figura são: em (a) sobre-ajuste, (b) sub-ajuste, (c) função de aproximação mais adequada.

As funções de kernel têm a finalidade de projetar os vetores de características de entrada em um espaço de características de alta dimensão para classificação de problemas que se encontram em espaços não linearmente separáveis. A necessidade de utilização destas funções deve-se ao fato de que à medida em que se aumenta o espaço da dimensão do problema, aumenta também a probabilidade deste se tornar linearmente separável em relação a um espaço de baixa dimensão. Entretanto, para obter uma boa distribuição para este tipo de problema é necessário um conjunto de treinamento com um elevado número de instâncias (GONÇALVES, 2010).

Na Figura 9 é possível visualizar o processo de transformação de um domínio não linearmente separável, em um problema linearmente separável por meio do aumento da dimensão, com base na elaboração de um mapeamento por uma função de kernel $F(x)$.

Figura 9: Transformação: problema não linearmente separável no plano mapeado em um problema linearmente separável no espaço .

O kernel RBF é bastante utilizado para resolução de problemas de aprendizagem e também computacionalmente, como padrão em muitas bibliotecas de linguagens de programação que utilizam o algoritmo SVM. Na máquina RBF, diferentemente do kernel linear, é possível resolver problemas, originalmente, não linearmente separáveis, por meio do mapeamento para um espaço de maior dimensão.

Existem dois parâmetros que podem ser utilizados em busca de um melhor resultado para o aprendizado do classificador, são eles: γ (gamma) e C (custo). No kernel RBF o número de funções radiais e os seus respectivos centros são definidos pelos vetores suporte obtidos.

Uma aplicação de uma máquina RBF está exemplificada na Figura 10, na qual é possível identificar um aglomerado de pontos que representa as instâncias das classes. A cor do fundo indica a que classe pertence aquele cluster (ALMEIDA, 2007).

Figura 10: Separação de classes por meio da aplicação da máquina RBF.

3 OBJETIVOS

O trabalho tem por objetivo testar a seguinte hipótese:

“ O uso de processamento digital de imagem combinado com um classificador de máquina de vetor de suporte detecta um padrão individual do espelho nasal de bovinos, podendo ser dividido em classes genéricas.”

3.1 Objetivos específicos

São objetivos específicos da pesquisa na busca do teste desta hipótese:

- Desenvolver um método de aquisição das imagens do espelho nasal a campo;
- Sistematizar técnicas de processamento digital de imagens para corrigir imperfeições e reduzir artefatos;
- Determinar um padrão de características genéricas do espelho nasal a partir da detecção de pontos;
- Desenvolver um método avançado de extração de características encontradas no espelho nasal bovino;
- Treinar e testar um classificador baseado em máquinas de vetor de suporte;
- Propor um software, com informações aplicáveis à rastreabilidade do rebanho, com a imagem do espelho nasal associada à numeração de identificação do animal.

4 MATERIAL E MÉTODOS

A pesquisa foi desenvolvida no Laboratório de Física Aplicada e Computacional (LAFAC) e no setor de pecuária de corte da Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos da Universidade de São Paulo, no município de Pirassununga, Estado de São Paulo, na University College Dublin (UCD), em Dublin, na Irlanda, e no Instituto Politécnico de Bragança (IPB), Bragança, Portugal. A experiência no exterior foi realizada por meio do programa Ciências Sem Fronteiras para doutorado sanduíche oferecido pelo Governo Federal do Brasil, com bolsa CNPq – processo: 237903/2012-1, com duração de 6 meses.

Na Figura 11 é possível visualizar os processos realizados ao longo do trabalho para atingir o objetivo proposto.

Figura 11: Etapas da metodologia de realização do trabalho.

4.1 Aquisição de Dados

O banco de dados deste trabalho foi composto pela coleta e catalogação de 40 imagens do espelho nasal de cada animal em 3 fases da vida (nascimento, 6 meses e um ano de idade), das quais foram selecionadas as 20 melhores imagens para realização do estudo proposto, totalizando, assim, 8800 imagens analisadas.

Foram utilizados 187 bovinos da raça Nelore nas duas primeiras fases experimentais, sendo elas: ao nascimento do animal, aos 6 meses de idade. Na terceira fase experimental foi realizada com a escolha aleatória de 68 animais, dentre os já catalogados, para também possuírem seus registros aos 12 meses de idade.

Objetivou-se com o maior banco de dados simular o banco de dados do rebanho nacional. Com o banco de dados de menor quantidade simular o banco de dados do rebanho de uma propriedade rural comum.

A repetição das imagens dos animais aos 6 meses de idade dentro do primeiro banco de dados objetivou a constatação da inexistência de alterações significativas nos padrões existentes no espelho nasal, de forma a demonstrar que o método em análise consiste em um método de identificação único, permanente, insubstituível e positivo.

As imagens dos espelhos nasais foram capturadas em todas as fases experimentais com a máquina fotográfica Sony DSC – HX1, utilizando resolução de 9.1 mega pixels, sem o uso do aparelho de captação proposto pois, este foi desenvolvido com base nas dificuldades encontradas durante a catalogação e processamento das imagens.

O protótipo foi testado ao final do experimento em um grupo de 20 animais com idades entre 65 e 90 dias, com aquisição de 25 imagens por animal sendo selecionadas as 20 melhores imagens para estudo, totalizando, assim, 400 imagens processadas para verificar a eficiência do protótipo.

A primeira fase do experimento consistiu na coleta e catalogação dos animais nascidos no período de 5 de setembro a 29 de outubro de 2011, sendo as imagens capturadas até 72 horas após o nascimento. Os animais recém-nascidos são de fácil contenção não necessitando, assim, que fossem direcionados ao brete, sendo a obtenção das imagens realizadas a pasto e os animais contidos por um manejador.

A segunda e a terceira fase do experimento consistem em repetir a obtenção da imagem do espelho nasal dos animais utilizados na primeira fase experimental,

porém nesta etapa os animais encontram-se com maior porte e peso, são mais ágeis e reativos, visto que foram fotografados aos 6 e 12 meses de idade, necessitando assim que fossem direcionados ao curral de manejo para contenção em brete. O mesmo se aplica aos animais utilizados para o teste do protótipo.

A contenção utilizada foi apenas a fornecida no tronco de contenção para limitar a movimentação da cabeça do animal. Não foi utilizada outra técnica de contenção, como cabeceira, visando diminuir o estresse do animal e verificar o resultado com o manejo que normalmente é utilizado pelos manejadores, tentando assim chegar a uma técnica que altere o mínimo possível a realidade de manejo existente nas fazendas de gado de corte do território nacional, visando assim uma melhor aceitação da tecnologia empregada.

Em todas as fases, as imagens foram obtidas a uma distância de aproximadamente 30 centímetros do espelho nasal e capturadas sempre em face sombra, fazendo assim um filtro natural de luminosidade. Horário estabelecido para captação das imagens foi no período da manhã entre 7 e 11 horas e quando houve a necessidade de fotografar os animais no período da tarde o horário pré estabelecido foi entre 14 e 17 horas, buscando desta forma evitar os horários de maior incidência luminosa. As imagens obtidas no curral seguiram o mesmo protocolo de horários, apesar do local possuir cobertura.

4.2 Desenvolvimento do protótipo do equipamento de captação de imagem do espelho nasal bovino

Na literatura não foi encontrado um dispositivo, sistema ou aparelho específico de aquisição de imagem do espelho nasal de bovinos com a utilização de máquina fotográfica que torne o ambiente em que a imagem será obtida controlada quanto à iluminação, justificando assim, o desenvolvimento do protótipo de um equipamento mais adequado à aquisição das imagens para minimizar ruídos e artefatos na imagem adquirida.

Os modelos de aquisição das características do espelho nasal para estudo biométrico descritos na literatura são obtidos por meio de carimbo, filmagem (MILLER; OESTE (1972); MINAGAWA et al., 2002; BARRY et al., 2007) e fotografia (Gimenez, 2011). Contudo, o método de aquisição de imagem por fotografia descrito por Gimenez (2011) em sua dissertação é mesmo utilizado neste trabalho na obtenção das imagens em ambiente aberto, ou seja, utilizando-se somente a

máquina fotográfica, horários em que o sol não esteja a pico e regiões sombreadas à pasto ou curral protegido com telhado como forma de controle de luminosidade.

Segundo a proposta de mobilidade do protótipo para se levar a campo, no qual as imagens serão capturadas, houve a devida preocupação de projetar um dispositivo que permitisse fácil transporte, praticidade no manejo e fácil limpeza.

O projeto do sistema de captação de imagem do espelho nasal está ilustrado na Figura 12.

Figura 12: Projeto do sistema de aquisição de imagens.

Preconizou-se no protótipo manter uma distância fixa entre a câmera e o espelho nasal de 30cm ; colocação de um anteparo que bloqueasse a entrada de luz externa possibilitando assim, o total controle de luminosidade interna do aparelho e imobilizar o focinho dentro do aparelho de forma que a câmera fixa pudesse acompanhar os movimentos de cabeça do animal, não alterando o resultado da imagem.

Os materiais utilizados são de baixo custo porém funcionais pois, um os fatores pensados no desenvolvimento foi obter um aparelho robusto, que resolvesse

os problemas identificados de aquisição de imagem a campo e com um custo acessível ao produtor.

Assim, o corpo do sistema de aquisição de imagem foi elaborado de tubo de pvc, colar elisabetano e capa de napa. A fonte luminosa utilizada é a fita de led e a base de suporte para câmera fotográfica é de acrílico. A fonte de energia utilizada para ligar o led são duas pilhas AA.

O prótipo foi submetido à testes e modificações até chegar no modelo final, porém adequações ainda são cabíveis ao produto.

4.3 Tratamento digital de imagens

O objetivo do uso das técnicas de processamento digital de imagens é melhorar o aspecto visual de certas características estruturais do espelho nasal para o analista humano e fornecer outros subsídios para a sua interpretação.

Para o processamento digital das imagens foi aprimorado o software desenvolvido no MATLAB[®] e apresentado na dissertação da discente, objetivando obter melhor representação da imagem no momento da análise. Parte desta etapa da metodologia foi desenvolvida na UCD e no IPB.

As etapas que consistem o programa desenvolvido neste trabalho para processamento das imagens são: seleção, binarização, realce das imagens por meio de correção de intensidade com processamento de histograma, limiarização, segmentação e representação por meio de esqueletos.

4.3.1 Pré Processamento dos dados

4.3.1.1 Seleção

A seleção da área de interesse para estudo consiste na primeira etapa do pré-processamento das imagens e do programa desenvolvido para tratamento das imagens.

Nesta etapa, o programa executa um algoritmo (Figura 13) que ao se clicar nas tangentes internas das narinas é calculado o ângulo tangente inversa (arco tangente) para cada elemento X e Y (todos os ângulos estão em radianos) e após determinado, este ângulo é multiplicado por 180 que seria a rotação máxima desejada e convertido para graus, assim a imagem será rotacionada e se posicionará na posição desejada.

```

imshow(I); title('indicar narinas')
[x,y]=getpts;
angle=atan((y(2)-y(1))/(x(2)-x(1)));
angle=angle*180/pi;
if angle >= 1
I=imrotate(I,angle,'bilinear');
elseif angle <= -1
I=imrotate(I,360+angle,'bilinear');
else
I=I;
end

```

Figura 13: Algoritmo de cálculo de rotação da imagem

Após a rotação a área de interesse para estudo é selecionada e recortada, utilizando o algoritmo representado na Figura 14.

```

imshow(I); title('Fazer recorte')
p = ginput(2);
sp(1) = min(floor(p(1)), floor(p(2)));
sp(2) = min(floor(p(3)), floor(p(4)));
sp(3) = max(ceil(p(1)), ceil(p(2)));
sp(4) = max(ceil(p(3)), ceil(p(4)));
MM = rgb2gray(I(sp(2):sp(4), sp(1): sp(3),:));

```

Figura 14: Algoritmo que efetua o recorte da área selecionada.

A área do espelho nasal dos bovinos, a ser analisada, foi estabelecida levando-se em consideração as análises da região de seleção utilizada por Gimenez (2011) em sua dissertação de mestrado, na qual observou que a região pré estabelecida neste trabalho, que compreende a área que abrange a tangente a borda superior do lábio, as tangentes da curvatura interna e o corte que divide horizontalmente a narina do animal (Figura 15) é a região que contém as estruturas de maior relevância ao objetivo de identificação única. Contudo neste trabalho a área selecionado para estudo foi reduzida em relação a área utilizada anteriormente pela autora por observar maior quantidade de estruturas de interesse para estudo na região determinada neste trabalho.

Figura 15: Área de interesse de estudo.

4.3.1.2 Limiarização e binarização

Esta etapa consiste no pré-processamento das imagens, melhorando-as para aumentar a chance de sucesso das etapas seguintes do processamento.

Nesta etapa as imagens são convertidas em 256 tons de cinza variando da região branca (fundo e vales) até a região preta (vilosidades e culmes).

Devido às grandes facilidades na manipulação deste tipo de imagens, principalmente porque reduz-se significativamente a quantidade de dados, elas são freqüentemente utilizadas no processo de tratamento da informação.

O método de limiarização utilizado foi o método de Threshold de Otsu, cujo objetivo é binarizar a imagem digital, ou seja, converter documentos em tons de cinza para preto e branco, tornando assim as regiões de estudo melhor indentificáveis por meio da eliminação de resíduos não relevantes na imagem digital (OTSU, 1979).

4.3.1.3 Correção da luminosidade

Após as etapas descritas observou-se que as imagens obtidas por meio da máquina fotográfica em ambiente aberto apresentavam uma grande variação na luminosidade, mesmo com o cuidado de se fotografar face sombra e em horários do

dia com incidência solar mais propícia. Perante a este fato, houve a necessidade de se realizar uma etapa à correção da luminosidade nas imagens antes de prosseguir com as demais etapas da segmentação. Para isso desenvolveu-se um algoritmo para a realização da correção de luminosidade.

Foi aplicada à imagem uma função do MATLAB denominada *adapthisteq*, cuja função é aumentar o contraste da imagem em escala de cinza pela transformação dos valores de brilho usando contraste limitado da equalização adaptativa do histograma (CLAHE), que opera em pequenas regiões da imagem. O contraste de cada região é aprimorado para que o histograma da região de saída coincida com o histograma especificado pelo parâmetro "Distribuição". As regiões vizinhas são então combinadas usando interpolação bilinear para eliminar fronteiras induzidas artificialmente. O contraste, especialmente na área homogênea, pode ser limitado para evitar amplificação de qualquer ruído que possa estar presente na imagem. Esta função é aplicável tanto para imagem em escala de cinza quanto para imagem colorida, contudo neste trabalho a função foi aplicada à imagem em escala de cinza.

4.3.1.4 Correção da imagem

Após a correção da luminosidade as estruturas das imagens do espelho nasal dos bovinos tornaram-se mais evidentes possibilitando a continuação do processo de pré processamento das imagens.

O filtro selecionado para ser utilizado neste trabalho é o de mediana, uma transformação bastante comum para suavizar ruídos e promover um amaciamento do sinal, ao descartar pontos muito altos ou muito baixos com relação a média do sinal sem borrar as bordas das regiões.

4.3.2 Segmentação

A segmentação consiste na primeira etapa de processamento da imagem quando se considera uma análise do ponto de vista da informação nela presente.

Nesta etapa cada pixel na imagem foi segmentado em duas regiões: aqueles pertencentes às glândulas (culmes) e aqueles pertencentes ao fundo da imagem (vales).

4.3.2.1 Detecção de Borda

De acordo com os resultados obtidos por Gimenez (2011) em sua dissertação de mestrado, o tipo de segmentação mais adequado para atingir os objetivos deste trabalho é a utilização do reconhecimento de bordas por meio da técnica de Sobel pois, reduz significativamente a quantidade de dados a serem processados, e descarta informação que é considerada menos relevante, ainda preservando importantes propriedades estruturais de uma imagem.

4.3.2.2 Esqueletização

Este método foi empregado para realizar a verificação sucessiva das bordas dos objetos, os contornos, onde cada ponto da borda é atribuído ao fundo ou esqueleto e as várias bordas, contornos, dos objetos são processados geralmente, sem perda de conexão.

Contudo, geralmente as informações são analisadas de forma topológica dos pontos e não a informação de distância. Tal metodologia geralmente apresenta-se sensível a ruídos devido à forma como é implementada. Por isso, é necessária uma etapa de pós-processamento que objetiva a retirada de pequenas ramificações que se formam nas extremidades e que são desnecessárias ao objeto de estudo.

4.4 Análise de componentes principais da imagem

Após a esqueletização tem-se uma imagem que é uma matriz $N \times M$ binária, ou seja preto e branco.

A partir desta matriz aplicou-se uma função `princomp(x)`, do ToolBox do Matlab®, que realiza a análise componentes principais (PCA) desta matriz. Tem-se como retorno os principais coeficientes de componentes, também conhecidas como cargas em uma matriz $P \times C$, onde a coluna P corresponde às componentes principais e as linhas C correspondem às observações dessas componentes.

As colunas sempre estarão em ordem decrescente de variância de componente, sendo assim a primeira mais significativa que a segunda, a segunda mais significativa que a terceira e assim por diante.

Esta etapa de extração de características também consiste na redução de dimensionalidade, que é um processo no qual se obtém um subconjunto de características a partir de um conjunto de características originais baseado em

determinado critério, de maneira que o subconjunto expresse as propriedades do conjunto original.

Neste trabalho foram utilizadas as 30 primeiras componentes principais para análise dos dados.

Em seguida, as bases de dados pré-processadas foram submetidas ao classificador SVM.

4.5 Determinação de classes genéricas

Posteriormente à segmentação, a estrutura gerada na esqueletização foi utilizada para determinar padrões de características genéricas do espelho nasal de forma visual. As imagens dos animais então, foram separadas de acordo com as classes identificadas.

A literatura sobre espelho nasal descreve as técnicas de medição de distância entre as glândulas e de ângulação entre glândulas vizinhas na região de interesse como identificador biométrico.

No presente trabalho é proposto uma nova técnica que consiste na identificação de padrões visuais da localização e distribuição das glândulas da região de estudo no espelho nasal. Determinou-se um padrão que consta de uma linha central de glândulas da qual partem diferentes formas de distribuição de outras glândulas (Figura 16), que possibilita a determinação visual das classes genéricas.

Figura 16: Estruturas analisadas para determinação do padrão visual que compõe a classe genérica.

As imagens separadas, nas classes de padrões visuais, foram expostas à classificação automatizada para confrontar os resultados. O objetivo dessa prática é verificar se os padrões reconhecidos podem ser utilizados para subdividir as imagens dos animais em classes genéricas.

4.6 Processos de treinamento e teste do classificador reconhecimento de padrões

O processo de treinamento e teste do classificador envolveu a construção de um algoritmo que foi implementado na linguagem Matlab[®]. Este algoritmo realiza a leitura das imagens da base de dados, cria as classes de separação de forma supervisionada, e a seguir treina um SVM usando a função SVMTrain do Toolbox de Inteligência artificial do Matlab[®].

A base de dados foi testada usando o algoritmo nos seguintes métodos:

- Um-contra-todos: na qual constroi-se uma classe com um conjunto de imagens de um indivíduo e outra classe com um conjunto de imagens de N indivíduos;
- Um-contra-um: neste método constroi-se $x(x-1)/2$ classificadores binários no qual, cada um é treinado com amostras de duas classes. A classificação neste modelo consiste em submeter a amostra para classificação entre as classes i e j se; i for a classe vencedora então acrescenta-se num vetor de contagem o valor 0 para esta classe, caso contrário a adição do valor será para a classe j . Desta forma a classe pertencerá à classe com maior número de votos. Em caso de empate deve-se definir algum critério de desempate.

A base de dados para treino e teste de reconhecimento de padrões foi composta em 3 grupos distintos, sendo eles:

- Base de dados 1 (BD1): composta pelo agrupamento das imagens a serem analisadas dos animais com as idades ao nascimento e aos 6 meses;
- Base de dados 2 (BD2): nesta base de dados foram agrupadas as imagens a serem analisadas dos animais nas 3 idades fotografadas (ao nascimento, 6 meses e 1 ano);

- Base de dados 3 (BD3): apenas imagens dos animais ao nascimento;
- Base de dados 4 (BD4): apenas imagens dos animais ao 6 meses de idade;
- Base de dados 5 (BD5): apenas imagens dos animais ao 1 ano de idade;

Agrupamentos baseados nas classes definidas visualmente também foram realizados com o objetivo de verificar se a classificação automática também diferenciaria tais classes. Posteriormente, os resultados encontrados na automatização seriam confrontados com os resultados obtidos pela análise visual. Para isso o banco de dados foi montado com imagens das 3 idades misturadas e separados pelo tipo de seleção visual, sendo: Sem ramificação (SR), V, Y, Árvore 1 (Árv.1), Árvore 2 (Árv. 2), Árvore 3 (Árv. 3), Árvore 4 (Árv. 4) e Árvore 5 (Árv. 5). Também foi criado um banco de dados, denominado de Banco de Dados 6 (BD6) composto de imagens de todas as classes visuais.

4.7 Proposta de protótipo de software para rastreabilidade

A partir dos dados necessários para a rastreabilidade de bovinos baseados no SISBOV e dados complementares para serem utilizados por frigoríficos no abate, foi desenvolvida uma proposta de software cuja finalidade é receber, armazenar e fornecer os dados, como o número do animal, sua imagem de característica única e informações zootécnicas, por meio de cadastramento e buscas de dados pelo programa NetBeans 7.2.1, utilizando plataforma JAVA e banco de dados MySQL. Optou-se pela utilização deste tipo de plataforma devido à grande aplicabilidade e variedade de funções disponíveis dando a liberdade de implementação de diversas aplicações e funcionalidades.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Protótipo piloto do aparelho para captação da imagem

O primeiro modelo montado (Figura 17), ficou restrito a uma única categoria de animal (bezerro ou adulto). Esse fato não torna prático o aparelho, por não se ajustar à diferentes tamanhos de focinhos as vezes até mesmo em uma mesma categoria. Isto pode ocorrer quando se trata de bezerros, pois estes encontram-se em fase de crescimento alterando, assim, o tamanho da região a ser inserida no aparelho para a aquisição da imagem do espelho nasal.

Baseando-se nessas observações alterações foram realizadas buscando com um único aparelho abranger os animais de diferentes tamanhos.

Figura 17: Protótipo inicial apenas com a base em PVC.

O segundo modelo montado (Figura 18) manteve a proposta de mobilidade do protótipo conforme o projeto proposto, além da facilidade na limpeza dos materiais utilizados. Contudo, foi realizada a adição dos novos componentes, colar elisabetano e a capa de napa, que possibilitaram regular a entrada de luz e o tamanho da entrada do focinho.

Este modelo atende melhor à proposta do desenvolvimento do protótipo, pois por ter a entrada do focinho com regulação por meio de elástico, a napa se acopla

perfeitamente ao animal impedindo a entrada externa de luz, o que no primeiro modelo não estava sendo possível, devido ao fato que em focinhos menores que o orifício de entrada observava-se a ocorrência de entrada de luz pelas frestas.

Figura 18: Visão lateral do segundo protótipo evidenciando o colar tibetano.

Neste segundo aparelho (Figura 19) foi possível obter um ambiente de luminosidade controlada para se obter imagens mais uniformes e que garantiu que os animais fossem expostos sempre às mesmas condições de iluminação, quando a imagem do espelho nasal fosse capturada. Com estas condições, houve o benefício em relação ao ambiente aberto de não necessitar capturar um número de imagens tão grandes para se escolher as melhores para tratamento e análise, pois este ambiente controlado já proporcionou imagens adequadas para a extração das características, garantindo assim maior rapidez na aquisição das imagens.

Contudo, com adição da napa ao sistema perde-se a rigidez que tornava possível o acompanhamento da câmera ao movimento do animal, sendo esta uma falha do sistema que ainda merece futuros estudos e adaptações.

Figura 19: Ilustração do protótipo pintado para impermeabilização da luminosidade externa e área para entrada do focinho.

A plataforma de suporte construída em acrílico no tampão do tubo PVC garantiu estabilidade à câmera digital que ficou posicionada no centro da circunferência do tubo. A Figura 19 ilustra o protótipo com todas as modificações realizadas e os detalhes internos e a visão traseira com o suporte são mostrados na Figura 20.

Figura 20: Visão interna do cone (à direita) e vista traseira do protótipo.

A iluminação com LED de auto brilho e um pequeno conjunto de baterias para alimentação resultou em um ambiente de iluminação controlado e a posição de colocação dos LEDs no entorno do colar tibetano foi testado (Figura 21) até se obter o posicionamento que grantisse maior uniformidade à imagem (Figura 22) eliminando assim, a ocorrência de áreas de sombreamento ou excesso de luminosidade que tornam as imagens impróprias para análise.

Figura 21: Testes realizados com a iluminação interna do protótipo até se chegar à melhor iluminação desejada.

Figura 22: Melhor posição encontrada para posicionar os leds no interior do protótipo.

Durante os testes de bancada realizados durante o desenvolvimento do protótipo os resultados obtidos em objetos aleatórios permitiu observar a intensidade luminosa, assim como a qualidade das imagens, tornando possível a realização de ajustes para se evitar a ocorrência de problemas citados anteriormente (Figura 23).

Figura 23: Teste de luminosidade realizado com objetos aleatórios para verificação de necessidades de melhoria.

O teste com animais recém-nascidos no Campus FZEA/USP com o equipamento pré ajustado pode ser visualizado nas Figuras 24 e 25. A importância deste teste está diretamente relacionada à escolha do tecido correto à finalidade que se presta, evitando que um tecido com tramas maiores fosse utilizado, pois este permitiria a passagem de luminosidade externa para o interior do sistema, fato que acarretaria em sombreamento indesejado na imagem.

A determinação do material de ajuste de tamanho e vedação do orifício móvel de entrada do focinho, também pôde ser determinado neste teste, pois como demonstrado nas imagens, anteriormente citadas, o material utilizado não se ajustava perfeitamente ao tamanho do focinho do animal permitindo a entrada externa de luz. A partir dos testes, ajustes foram realizados com o intuito de correção e eliminação de tal imperfeição no sistema.

Figura 24: Teste realizado com animais para verificar a necessidade de novos ajuste do protótipo.

Figura 25: Utilização da napa para vedação de entrada de luminosidade externa indesejada.

Após os ajustes realizados obteve-se um equipamento pilto (Figura 26) que atingiu seu objetivo de bloquear a entrada de luz externa e tornar o interior do equipamento um ambiente de luminosidade controlada que agiliza o processo de coleta e tratamento dos dados.

Figura 26: Visão geral do protótipo piloto do equipamento para aquisição de imagens do espelho nasal desenvolvido para este trabalho.

5.2 Aquisição e Qualidade das Imagens

A manipulação dos bovinos em ambiente aberto, quanto à forma de aquisição das imagens utilizada, demonstrou não ser a mais adequada para esta finalidade pois, algumas imagens apresentam alto índice de ruídos, conforme ilustrado na Figura 27, gerando a necessidade de se fotografar um número maior de vezes o mesmo animal para a formação do banco de dados quando comparado ao uso do aparelho de aquisição desenvolvido.

Figura 27: Imagem com alto índice de ruídos devido à forma de aquisição.

A eliminação de algumas imagens do banco de dados se deve à ocorrência de problemas identificados na imagem que geram dificuldade na identificação das estruturas a serem analisadas como imagens borradas devido movimentação, sujidades, umidade e principalmente problemas relacionados à luminosidade, sendo este o principal fator de exclusão de uma maior quantidade de imagens do banco de dados de ambiente aberto quando comparado à quantidade de imagens excluídas do banco de dados das imagens obtidas por meio do aparelho de aquisição piloto, que possui o ambiente controlado no que tange a luminosidade.

As imagens eliminadas do banco de dados obtido por meio da utilização do aparelho de aquisição piloto foi principalmente pela movimentação da cabeça do animal não acompanhada pela câmera fotográfica, que gera uma imagem borrada.

Ambientes abertos como o pasto ou o curral, em que a luminosidade não é controlada, apresentaram problemas relacionados a excesso de sombreamento e excesso de luminosidade na mesma imagem (Figura 28).

Figura 28: Exemplos de áreas com sombreamento e excesso de luminosidade em algumas regiões.

Sujidades de difícil remoção e umidade devido a suor e saliva do animal também são problemas encontrados, apesar de todos os animais passarem por processos de limpeza do espelho nasal antes da aquisição da imagem (Figura 29 e Figura 30).

Figura 29: Exemplo de imagem com sujeidade impregnada no espelho nasal.

Figura 30: Exemplo de imagem com umidade no espelho nasal

O problema com umidade se deve ao fato de que com o passar do tempo novas gotículas de suor começam a surgir na região ocasionando reflexão da luz.

Espelhos nasais com grande quantidade de abrasão de sujidade tiveram que ser removidos do banco de dados e o animal em questão novamente fotografado, pois mesmo após processamento a qualidade da imagem ficou comprometida inviabilizando a extração dos dados das estruturas de interesse de estudo. O mesmo ocorre para as imagens com grande quantidade de umidade, porém neste caso como ao se fotografar um animal se captura em torno de 30 a 40 imagens visando a utilização das 20 melhores para compor o banco de dados, não houve a necessidade de se fotografar o animal novamente, pois como a umidade se deve ao suor na região não foram todas as imagens afetadas.

A Figura 31 exemplifica imagens descartadas do banco de dados, após processamento, devido à problemas ocorridos com luminosidade e abrasão de sujidade.

Figura 31: A imagem **A** exemplifica problema ocorrido devido à umidade na área refletindo a luminosidade e a imagem **B** exemplifica problema ocorrido em região com grande abrasão de sujividade.

As imagens obtidas por meio do equipamento de aquisição de imagens desenvolvido foram superiores em qualidade de imagem no que se refere à questão luminosa. Contudo, problema de perda de imagem devido à movimentação do animal não foram ainda sanados pois, como descrito na metodologia o material rígido que faria com que a câmera acompanhasse o movimento do animal teve que ser substituído e o material de substituição de encaixe foi um tecido que proporciona movimentação do animal sem o acompanhamento da câmera.

5.3 Etapas do tratamento digital de imagens

O programa utilizado foi desenvolvido na plataforma MATLAB® e o código fonte algoritmo encontra-se no Anexo 1.

5.3.1 Seleção e Limiarização

Os resultados obtidos para a região determinada para análise corroborou com aqueles encontrados por Minagawa et al. (2002), Blomeke et al. (2004), Barry et al. (2007) e Gimenez (2011), que descrevem a região como possível área identificação biométrica dos bovinos, devido às características únicas pertencentes à região como vilosidades, culmes e vales.

Contudo, quando comparado com os autores citados a área de seleção deste trabalho (Figura 32) difere devido ao fato de estabelecer para estudo a região da borda superior do lábio até o início da tangente inferior da narina, enquanto os demais focam os estudos na região das tangentes centrais das narinas, exceto Gimenez (2011) que estudou a região da borda superior da boca do animal até a tangente superior das narinas.

Figura 32: Região de interesse de estudo.

A região determinada neste trabalho para estudo foi estabelecida por ser a área demonstrou conter as estruturas de maior relevância ao objetivo de identificação única e os resultados obtidos demonstram a acurácia da escolha.

Nos algoritmos desenvolvido no MATLAB[®] todas as imagens do banco de dados foram tratadas na área pré-estabelecida para esta finalidade (Figura 33).

Figura 33: Interface do software de processamento

Antes de realizar a limiarização, ou seja a conversão para escala cinza, as imagens, sempre que necessário, sofreram rotação (**Error! Reference source not found.**) para se posiciorem na melhor posição descrita por Gimenez (2011) para processamento.

Figura 34: Interface do software desenvolvido para o pré-processamento das imagens do banco de dados ilustrando as etapas da seleção da área a ser estudada.

Considera-se a rotação da imagem um dos fatores que colabora positivamente para que os resultados, de acerto na classificação das imagens, neste trabalho sejam superiores aos descritos por Gimenez (2011) em sua dissertação.

Esta consideração deve-se ao fato que imagens com algum ângulo de inclinação, são mais difíceis de se classificar automaticamente quando encontram-se misturadas à um grupo no qual a maioria das imagens encontram-se posicionadas frontalmente, pois o algoritmo de classificação pode reconhecê-la como uma estrutura diferente ao que aprendeu ser de um determinado animal, classificando-a erroneamente.

A ocorrência deste erro pode ser justificado devido à seguinte situação: em um banco de dados de um determinado animal no qual a maioria das imagens de seu espelho nasal se encontram em posição frontal e uma pequena porcentagem em posição com alguma inclinação, durante o treinamento do algoritmo de classificação, seja rede neural ou SVM, dois terços das imagens deste banco de dados serão selecionados aleatoriamente para serem utilizadas nesta etapa. Como a maioria das imagens são frontais, existe uma chance considerável do treinamento ocorrer apenas com estas, assim, quando uma imagem com inclinação é apresentada ao algoritmo, no grupo de teste, este não reconhece a imagem como sendo daquele animal, classificando-a erroneamente e diminuindo consideravelmente a porcentagem de acertos do classificador.

Após o recorte da área selecionada obteve-se uma imagem monocromática da área delimitada (Figura 35: **Área selecionada para estudo em escala de cinza.**

. Esta transformação foi realizada pois desta maneira aumenta-se o contraste ou evidencia-se a região de interesse particular, o que corrobora com o descrito por Hecht (1998) e Carlin et. al (2004).

Figura 35: Área selecionada para estudo em escala de cinza.

5.3.2 Correção de luminosidade

O algoritmo desenvolvido para correção da luminosidade da imagem apresentou resultados satisfatórios, permitindo a identificação de estruturas de forma facilitada após o tratamento da imagem como destacado na **Error! Reference source not found.6** por meio das flechas vermelhas nas imagens. Antes do tratamento, as sombras existentes na imagem original obstruíam a identificação de algumas estruturas. Após o tratamento tornaram-se nítidas, facilitando sua identificação. O efeito contrário também é possível obter caso haja necessidade, apenas realizando ajustes nas variáveis do algoritmo para esta finalidade.

Figura 36: (A) Imagem original contendo áreas de sombreamento que dificultam a identificação de estruturas de interesse de estudo sinalizada pela seta vermelha na imagem. (B) Imagem tratada onde as estruturas de interesse de estudo estão mais visíveis em especial na área sinalizada pela seta que na figura original tinha sua identificação dificultada pela área de forte sombreamento.

Utilizando o histograma gerado foi possível verificar uma ocorrência de padronização do histograma desejado para as imagens binarizadas, como demonstra a Figura 37. Isto se deve ao fato da função melhorar os contraste da imagem em escala de cinza pela transformação dos valores de brilho usando CLAHE. O resultado obtido na melhoria das imagens com esta técnica vem de encontro aos resultados descritos por Barry et al. (2007) em pesquisa com imagens de espelho nasal, Knecht (2010) em estudos realizados em imagens de células obtidas em microscópio, por Kubičková (2011) em estudos com imagens de meteoros.

Figura 37: Resultado de ajuste de contraste da imagem por equalização de histograma para a imagem binarizada.

As etapas descritas foram aplicadas tanto para as imagens adquiridas em ambiente aberto quanto em ambiente controlado, porém as imagens em ambiente controlado necessitaram de menores correções, demonstrando a necessidade da utilização de um equipamento que realize o controle de luminosidade. Este fato justifica o desenvolvimento do protótipo de aquisição de imagens proposto e desenvolvido neste trabalho.

5.3.3 Correção da imagem e esqueletização

Os resultados utilizando os algoritmos desenvolvidos para correção da imagem por meio da utilização de filtro da mediana e detecção de bordas e esqueletização das imagens foi assertivo, pois 100% das imagens selecionadas no banco de dados para tal finalidade foram segmentadas e esqueletizadas, apesar do excesso de ruídos existente em algumas imagens.

Os resultados obtidos com o tipo de filtro utilizado e a metodologia de detecção de bordas também vem de encontro aos resultados descritos por Barron et al. (2008) e Barry et al. (2008) em estudos com imagem de retina de bovinos e ovinos respectivamente, Corkery et al. (2009) em pesquisa biométrica com imagens da crista de galinhas e Gimenez (2011) em seu estudo com espelho nasal de bovinos.

Nas imagens esqueléticas e nas imagens com manchas vermelhas (Figura 38) que representam as estruturas do espelho nasal do bovino é possível verificar um pequeno deslocamento que é um erro de identificação do programa ocasionado principalmente devido aos ruídos da imagens. Contudo, é possível verificar na esquelética que mesmo com este pequeno deslocamento o desenho das estruturas das imagens das glândulas são mantidas, permitindo e justificando a utilização da técnica como um dos passos para a identificação do animal.

As manchas reafirmam a possibilidade da utilização da técnica, demonstrando que o formato das estruturas são mantidos e que o deslocamento existente não prejudica a identificação estrutural do espelho nasal, tornando assim os resultados do processamento utilizáveis para as próximas etapas que consistem na extração das características, classificação e identificação dos animais.

Figura 38: (A) imagem original binarizada, (B) imagem esquelética, (C) imagem com manchas que ajudam identificar as estruturas objeto de estudo.

5.4 Determinação de classes genéricas

Devido à acurácia na região selecionada para estudo é possível determinar, visualmente, 9 conjuntos de classes genéricas a partir da análise das estruturas geradas pela etapa de esquelética que pode ser confirmada por meio da classificação automatizada.

As estruturas identificadas neste trabalho não foram anteriormente descritas na literatura, o que ressalta o caráter inovador deste trabalho.

Dentro das classes identificadas os animais foram separados em duas classes maiores sendo; sem presença de ramificação central e com ramificação central. Dentre os animais que apresentavam ramificação central foi possível

observar que eles se subdividiam em outras 7 classes que foram denominadas de V, Y, Árvore1, Árvore2, Árvore3, Árvore4 e Árvore5.

A classe Sem Ramificação (SR) consiste de animais que não apresentavam ramificação central, estando as glândulas dispersas aleatoriamente no espelho nasal.

Os animais inseridos em qualquer das classes com ramificação apresentaram como característica primária a divisão central do focinho por um sulco e a partir dele surgiam formas angulares que formavam figuras de fácil reconhecimento aos olhos humanos.

A característica observada em cada classe pode ser descrita da seguinte maneira:

- Classe V: Os ângulos formados à direita e à esquerda do sulco central eram praticamente retas paralelas voltadas para cima, formando a figura que se assemelha a letra V;
- Classe Y: Nesta classe as glândulas da base tanto à direita quanto à esquerda são retas paralelas e posteriormente tomam angulação, dando a impressão da letra Y;
- Árvore 1 (Árv. 1): As glândulas da base ao topo do sulco central são paralelas sem formar angulação;
- Árvore 2 (Árv. 2): Os ângulos formados nesta classe, tanto à direita quanto à esquerda do sulco central eram similares aos da classe V, porém no lugar de retas paralelas foram observados desenhos paralelos similares a hipérboles voltadas para cima;
- Árvore 3 (Árv. 3): Nesta classe a estrutura identificada foi ao lado direito do ramo central retas paralelas e à esquerda hipérboles paralelas voltadas para cima;
- Árvore 4 (Árv. 4): Esta classe é formada de estruturas espelhadas à classe Árvore 3, ou seja, ao lado esquerdo do ramo central retas paralelas e à direita hipérboles paralelas voltadas para cima;
- Árvore 5 (Árv. 5): Nesta classe a imagem formada pelos ângulos das glândulas tanto à esquerda quanto à direita do ramo central foram hipérboles paralelas voltadas para baixo;

A Figura 39 consiste da representação gráfica das estruturas acima descritas.

Classificação	Forma da Estrutura
Sem Ramificação
Ramificação V
Ramificação Y
Ramificação Árvore 1
Ramificação Árvore 2
Ramificação Árvore 3
Ramificação Árvore 4
Ramificação Árvore 5

Figura 39: Esquema das formas das estruturas encontradas que servem como padrão classificatório do espelho nasal.

O banco de dados de imagens dos focinhos dos animais ao nascimento apresentou uma distribuição percentual dos mesmos nas classes acima descritas representada no gráfico da Figura 40.

Figura 40: Representação gráfica da distribuição percentual dos animais nas classes classificatórias. SR representa os animais sem ramificação.

Ao comparar as imagens do banco de dados ao nascimento com as imagens aos 6 meses de idade e posteriormente das imagens aos 6 meses com os animais aos 12 meses de idade as porcentagens de classificação visual do banco de dados não apresentou alteração significativa, com acerto na classificação de 97,31%, para o primeiro grupo e de 99,46%, para o segundo grupo.

Com base nos resultados obtidos os pontos determinados para extração de características pode ser considerada como um padrão biométrico do bovino, revalidando o descrito na literatura por Minagawa et al. (2002), Ebert (2006) e Mulvihill (2008).

5.5 Extração de características e reconhecimento de padrões

A extração de características usando componentes principais resultou em vetores de dados contendo 30 dimensões para cada imagem. Este resultado foi obtido após realizar testes com o classificador medindo o erro de classificação de um conjunto de imagens dividida em duas classes. Para ilustrar o comportamento das componentes principais calculou-se a média dos 30 valores da PCA para dois grupos de imagens e foi gerada a Figura 41.

Figura 41: Representação das características de 10 imagens representando dois animais usando PCA.

Nota-se na Figura 41 que um grupo de imagens possuem um conjunto esparsas de características. A tarefa de classificar é tomar estas características e encontrar um plano ou hiperplano de separação em 30 dimensões. Esta imagem é uma projeção pela média das 30 dimensões e portanto apenas serve para ilustrar o efeito do PCA no conjunto de imagens.

5.5.1 Resultados obtidos no teste do método um-contra-um

Neste teste, usando a base de dados BD2 obteve-se um acerto na classificação dos animais de 95,33% com desvio padrão de 5,02. Este resultado evidencia a manutenção do padrão com o crescimento do animal, comprovando assim sua característica biométrica, por conceito. Este resultado revalida a afirmação dos autores Baranov et al. (1993), Minagawa et al. (2002), Ebert (2006), Mulvihill (2008) quanto à afirmativa de que os traços dermatológicos do padrão do focinho do bovino podem ser considerados similares às digitais dos humanos, pois são características desiguais da superfície da pele, podendo, assim, ser usados para identificar o gado.

Quando o mesmo teste foi aplicado às classes determinadas visualmente, utilizando o banco de dados BD6 obteve-se o acerto na classificação de 98,33% com desvio padrão de 3,75%. Comparando-se com os resultados obtidos (Tabela 1) por meio da observação visual é possível afirmar que o método matemático validou a classificação humana.

Tabela 1: Resultados encontrados na classificação das imagens dos animais por meio do SVM e pela classificação visual, para bovinos fotografados em ambiente aberto.

Grupo testado	% acerto na classificação	σ
BD2	95,32	5,02
BD5	98,33	3,75
visual BD3 x BD4	97,31	2,69
visual BD4 x BD5	99,46	0,53

Teste de classificação utilizando o banco de dados de imagens de animais fotografados com o aparelho de aquisição obteve resultado de 99,78% de acerto demonstrando a eficácia do sistema de aquisição desenvolvido em conjunto com os processamentos realizados.

5.5.2 Resultados obtidos no teste do método todos-contra-um

Foram testados grupos de padrões de imagens de 15 animais aleatórios (Grupo Todos) contra o grupo de um único animal para verificar se o classificador é capaz de aprender e reconhecer aquele animal em um grupo de diversos outros animais. Os animais do Grupo Todos era alterado aleatoriamente a cada teste. Os dados utilizados para montar o Grupo Todos neste teste foi o BD1 e os dados utilizados confrontar o grupo Todos foi do BD2. Para este teste o resultado de acerto de classificação foi de 99,05% com desvio padrão de 2,94%.

Outro teste realizado foi o de adicionar ao grupo todas as imagens ao nascimento (BD3) do animal para treinar a SVM e na realização do teste de aprendizado inserir dados do animal aos 12 meses (BD5). Nestas condições a SVM classificou acertivamente 97,53% dos animais, com desvio padrão de 4,34%

Testes para validar a classificação visual também foram realizados, com índices acertivos que podem ser conferidos na Tabela 2.

Tabela 2: Resultado da classificação pela SVM, em ambiente aberto.

Grupo testado	% acerto	σ
SR x V	99,32	2,55
SR x Y	99,09	2,89
SR x Árv.1	99,52	2,15
SR x Árv.2	99,37	2,43
V x Y	97,85	4,15
V x Árv. 1	99,16	2,8
V x Árv. 2	98,08	3,97
Y x Árv. 1	98,24	3,85
Y x Árv. 2	98,44	3,65
Árv1 x Árv 2	97,77	4,19

Os resultados encontrados superam os descritos por Minagawa et. al (2002), que para um grupo de 43 imagens, capturadas utilizando técnica de carimbo do espelho nasal e imagem de vídeo, apresentou média de acerto de 31% associado ao desvio padrão de 11% e os padrões encontrados por este autor são circulares e ovais. Os resultados também superam os encontrados por Gimenez (2011), em estudo utilizando Redes Neurais Artificiais e Knn como classificadores, onde descreve acertos de 67% e 71,42% respectivamente.

Quando comparado com o resultado obtido por Barry et al. (2007), por meio da obtenção de imagens digitais obtidas por filmagem de focinhos de 29 bovinos e do uso de um programa de reconhecimento de teste padrão para armazenar e combinar as imagens dos mesmos, apresentando uma média de 98,85% de sucesso na identificação do gado, equiparando ao resultado da classificação automática obtido neste trabalho usando a metodologia descrita.

Teste de classificação utilizando o banco de dados de imagens de animais fotografados com o aparelho de aquisição obteve resultado de 99,56% de acerto demonstrando sua eficácia.

5.6 Proposta de protótipo de software para rastreabilidade

As Figuras de 42 a 57 demonstram as interfaces do software proposto como aplicação comercial da identificação biométrica estudada.

As Tabelas de 4 a 7 demonstram tabelas geradas pelo banco de dados MySQL .

Este software é uma proposta para ficar disponível na web podendo as informações serem inseridas ainda a campo e consultado a qualquer momento por pessoas que possuam a senha de acesso.

Figura 42: Menu inicial

Figura 43: Menu inicial selecionando o item de Cadastro.

Figura 44: Menu inicial selecionando o item de Buscas.

Figura 45: Menu inicial selecionando o item Ajuda.

Figura 46: Menu inicial selecionando o item Sair cuja função é o fechamento do programa.

A screenshot of a form titled 'Registro de Abate' in purple text. The form has a light blue background and contains several input fields. The fields are arranged in rows: 'CNPJ do Abatedouro' and 'Codigo do Bovino' in the first row; 'Nome da Ultima Fazenda' in the second row; 'Tempo na Ultima Fazenda (dias)', 'Lote', and 'Peso do Bovino Vivo (kg)' in the third row; 'Tempo de Jejum (horas)' and 'Distancia da Fazenda ao Abatedouro (Km)' in the fourth row; 'Tempo de Trajeto (horas)' and 'Forma de Abate' in the fifth row; and 'Peso da Carcaca (Kg)' and 'Frigorifico de Destino' in the sixth row. At the bottom of the form are three buttons: 'Salvar', 'Limpar', and 'Sair'.

Figura 47: A partir do botão “Cadastro” no “Menu Principal” é possível acessar o ícone “Abate” que dá acesso a tela de “Registro de Abate”.

Cadastro de Bovinos

Dados de Cadastro | Dados de Nascimento | Dados Veterinários | Imagem | Outros Dados

Forma de Identificação Código do Animal

Sexo Idade (meses) Peso (Kg) Lote

Fazenda Atual do Animal

Tempo de Estada do Animal na Fazenda Atual (dias)

Sistema de Criação Raça

Alimento

Aditivos

Sair Limpar

Cadastro de Bovinos

Dados de Cadastro | **Dados de Nascimento** | Dados Veterinários | Imagem | Outros Dados

Identificação do Pai Raça do Pai

Identificação da Mãe Raça da Mãe

Data do Nascimento Peso de Nascimento (Kg)

Crias

Sexo da Cria Condição do Nascimento

Peso da Cria (Kg) Código da Cria

Sair Limpar

Figura 48: Interfaces para cadastramento de bovinos

Cadastro de Bovinos

Dados de Cadastro | Dados de Nascimento | Dados Veterinários | Imagem | Outros Dados

Selecione uma imagem:

Cadastro de Bovinos

Dados de Cadastro | Dados de Nascimento | Dados Veterinários | Imagem | Outros Dados

Enfermidade	<input type="text"/>	Medicação	<input type="text"/>
Data da Aplicação	<input type="text"/>	Período de Carência (dias)	<input type="text"/>
Enfermidade	<input type="text"/>	Medicação	<input type="text"/>
Data da Aplicação	<input type="text"/>	Período de Carência (dias)	<input type="text"/>
Enfermidade	<input type="text"/>	Medicação	<input type="text"/>
Data da Aplicação	<input type="text"/>	Período de Carência (dias)	<input type="text"/>
Enfermidade	<input type="text"/>	Medicação	<input type="text"/>
Data da Aplicação	<input type="text"/>	Período de Carência (dias)	<input type="text"/>

Figura 49: Interfaces para cadastro de bovinos com vinculação do padrão do focinho ao número do animal.

Figura 50: Interface de cadastro de bovinos.

Cadastro de Fazendas

Nome da Fazenda

Proprietario

Endereço Bairro

Cidade Estado

Telefone (1) Telefone (2)

Email

Figura 51: Interface para cadastro de fazenda.

Cadastro de Frigorífico

Nome:

CNPJ: Cidade:

Endereço: Bairro:

Estado: Telefone (1): Telefone (2):

Email:

Figura 52: A partir do botão “Cadastro” no “Menu Principal” é possível acessar o ícone “Frigorífico” que dá acesso a tela de “Cadastro de Frigorífico”.

The screenshot shows a window titled "Buscar Abate" with a light blue border. Inside, the title is in purple. Below the title is a text instruction: "Para saber os dados do abate do animal, digite o código do bovino no campo abaixo e clique Pesquisar." This is followed by a text input field and a "Pesquisar" button. Below these is another instruction: "Para obter os dados dos abates dos bovinos abatidos clique Listar." followed by a "Listar" button. A large, empty white rectangular area occupies the lower half of the window. At the bottom center is an "OK" button.

Figura 53: No "Menu Principal", é possível acessar o ícone "Abate" que torna possível o acesso à tela de "Buscar Abate" a partir do botão "Busca".

The screenshot shows a window titled "Localizar Bovinos" with a light blue border. Inside, the title is in purple. Below the title is a text instruction: "Para Localizar o Bovino Desejado, Digite o Código do Animal no Campo Abaixo e Clique Pesquisar". This is followed by a text input field and a "Pesquisar" button. Below these is a large, empty white rectangular area. At the bottom center is an "OK" button.

Figura 54: No "Menu Principal", é possível acessar o ícone "Bovinos" que torna possível o acesso à tela de "Localizar Bovinos" a partir do botão "Busca".

Figura 55: No "Menu Principal", é possível acessar o ícone "Frigoríficos" que libera o acesso à tela de "Buscas Frigoríficos" a partir do botão "Busca".

Figura 56: No "Menu Principal" no ícone "Ajuda" é possível acessar a tela "Precisa de Ajuda nas Buscas?" a partir do botão "Como Fazer Buscas?".

Figura 57: No “Menu Principal” no ícone “Ajuda” é possível acessar a tela “Precisa de Ajuda nos Cadastros?” a partir do botão “Como Fazer Cadastros?”.

Tabela 3: Tabela de Dados do Abate

Campo	Tipo	Nulo	Padrão
Cnpjabatedouro	int(15)	Sim	NULL
codigo_bov	varchar(12)	Não	
nome_fazenda	varchar(50)	Sim	NULL
t_fazenda	int(4)	Sim	NULL
Lote	varchar(15)	Sim	NULL
peso_vivo	varchar(5)	Sim	NULL
tempo_jejum	int(5)	Sim	NULL
dist_faz_abat	varchar(5)	Sim	NULL
t_trajeto	varchar(5)	Sim	NULL
forma_abate	varchar(50)	Sim	NULL
peso_carcaca	varchar(5)	Sim	NULL
refrigeratorio_destino	varchar(50)	Sim	NULL

Tabela 4: Tabela de Dados Cadastrais

Campo	Tipo	Nulo	Padrão
forma_identificacao	varchar(30)	Sim	NULL
codigo_bov	varchar(12)	Não	
lote	varchar(8)	Sim	NULL
sexo	varchar(8)	Sim	NULL
idade	varchar(15)	Sim	NULL
peso	varchar(5)	Sim	NULL
fazenda_atual	varchar(50)	Sim	NULL
t_fazenda	varchar(3)	Sim	NULL
sistema_criacao	varchar(60)	Sim	NULL
raca	varchar(40)	Sim	NULL
alimento	varchar(200)	Sim	NULL
aditivos	varchar(200)	Sim	NULL
ident_pai	varchar(12)	Sim	NULL
raca_pai	varchar(40)	Sim	NULL
ident_mae	varchar(12)	Sim	NULL
raca_mae	varchar(40)	Sim	NULL
data_nasc	varchar(8)	Sim	NULL
peso_nasc	varchar(5)	Sim	NULL
sexo_cria	varchar(8)	Sim	NULL
cond_nasc_cria	varchar(5)	Sim	NULL
peso_cria	varchar(5)	Sim	NULL
codigo_cria	varchar(12)	Sim	NULL
enferm1	varchar(80)	Sim	NULL
medicacao1	varchar(80)	Sim	NULL
data_aplica1	varchar(8)	Sim	NULL
carencia1	varchar(15)	Sim	NULL
enferm2	varchar(80)	Sim	NULL
medicacao2	varchar(80)	Sim	NULL
data_aplica2	varchar(8)	Sim	NULL
carencia2	varchar(15)	Sim	NULL
enferm3	varchar(80)	Sim	NULL
medicacao3	varchar(80)	Sim	NULL
data_aplica3	varchar(8)	Sim	NULL
carencia3	varchar(15)	Sim	NULL

enferm4	varchar(80)	Sim	NULL
medicacao4	varchar(80)	Sim	NULL
data_aplica4	varchar(8)	Sim	NULL
carencia4	varchar(15)	Sim	NULL
vacina1	varchar(80)	Sim	NULL
idade_v1	varchar(15)	Sim	NULL
carencia_v1	int(3)	Sim	NULL
vacina2	varchar(80)	Sim	NULL
idade_v2	varchar(15)	Sim	NULL
carencia_v2	int(3)	Sim	NULL
vacina3	varchar(80)	Sim	NULL
idade_v3	varchar(15)	Sim	NULL
carencia_v3	int(3)	Sim	NULL
outras_vacinas	varchar(300)	Sim	NULL
outras_enf	varchar(300)	Sim	NULL
outras_medica	varchar(300)	Sim	NULL

Tabela 5: Dados Fazenda

Campo	Tipo	Nulo	Padrão
nome_fazenda	varchar(50)	Não	
Proprietário	varchar(70)	Sim	NULL
Endereço	varchar(40)	Sim	NULL
Bairro	varchar(30)	Sim	NULL
Cidade	varchar(30)	Sim	NULL
Estado	varchar(2)	Sim	NULL
telefone_1	varchar(10)	Sim	NULL
telefone_2	varchar(10)	Sim	NULL
Email	varchar(50)	Sim	NULL

Tabela 6: Dados Frigorífico

Campo	Tipo	Nulo	Padrão
nome_frigorifico	varchar(50)	Sim	NULL
Cnpjfrigorifico	int(12)	Não	
Endereço	varchar(40)	Sim	NULL
Bairro	varchar(30)	Sim	NULL

Cidade	varchar(30)	Sim	NULL
Estado	varchar(2)	Sim	NULL
telefone_1	int(11)	Sim	NULL
telefone_2	int(11)	Sim	NULL
Email	varchar(50)	Sim	NULL

6 CONCLUSÃO

Os resultados obtidos neste trabalho permitiram concluir que é possível dividir os bovinos em classes genéricas por meio do reconhecimento de padrões do espelho nasal e que esta classificação facilita o reconhecimento automático dos indivíduos em um sistema de identificação biométrica validando assim, a hipótese deste trabalho.

A proposta realizada de desenvolvimento de um aparelho de aquisição de imagens, assim como para a integração da imagem do espelho nasal do animal à suas informações zootécnicas e à sua numeração atingiram os objetivos a que se propõe com sucesso. Entretanto, novos trabalhos de pesquisa com este enfoque podem ser desenvolvidos no intuito de aprimorar o que foi realizado neste trabalho.

7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABIEC. **Pecuária Brasileira**. 2015. Disponível em <<http://www.abiec.com.br>> Acesso em: 20 março 2015

ABIEC. **Exportações de carne bovina do Brasil**. 2014. Disponível em <<http://www.abiec.com.br>> Acesso em: 20 março 2015

ABIEC. **Importação mundial de carne bovina**. 2014. Disponível em <<http://www.abiec.com.br>> Acesso em: 20 março 2015

ABDI, H., Williams, L.J. **Principal component analysis**. Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics v.2, Issue 4, pages 433–459, 2010

ALBUQUERQUE, M. P. **Processamento de Imagens: Métodos e Análises**. Centro Brasileiro de Pesquisas Físicas – CBPF/MCT. Rio de Janeiro, RJ. 12p., 2010. Disponível em: <<http://www.cbpf.br/cat/pdsi/pdf/ProcessamentoImagens.PDF>>. Acesso em: 20 de janeiro de 2011.

ALES, V. T. O algoritmo sequential minimal optimisation para resolução do problema de Support Vector Machine: uma técnica para reconhecimento de padrões. 2008. 150 p. Dissertação (**Mestrado em Ciências da Computação**). Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2008.

ALMEIDA F. F. M. (2007). Relatório técnico: **Support Vector Machine**. Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Ciência e Tecnologia.

ALMEIDA, T. N. S.; TERAMOTO, E. T.; DAL PAI. A.; RODRIGUES, D.; ESCOBEDO, J. F. **Estimativa da radiação solar ultravioleta em botucatu/sp/brasil utilizando máquina de vetores de suporte (svm)** Tekhne e Logos, Botucatu, SP, v.4, n.1, Abril, 2013

ARRUDA, B. A. **Comparação entre algoritmo genético, rede neural artificial e análise de componentes principais no reconhecimento de face**. 2013. Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia - MG

ARTMANN, R. Electronic identification systems. **Computers and Electronics in Agriculture**, 24, 5-26, 1999.

BARANOV, A. S.; GRAML, R.; PIRCHNER, F.; SCHMID, D. O. **Breed differences and intra-breed variability of dermatoglyphic pattern of cattle**. Journal of Animal Breeding and Genetics, v.110, n.5, 1993.

BARCELLOS, M. D. de; FERREIRA, G. C. .Análise de Marcas em Carne Bovina: Adequação entre Oferta e Demanda. **Agroanalysis**, Rio de Janeiro, v.23, n.4, p.1-16, 2003.

BARRON, U. G.; WARD, S. Review of biometric and electronic systems of livestock identification. The BioTrack Project. Biosystems Engineering, University College Dublin, Ireland, 2005.

BARRY, B.; GONZALES-BARRON, U. A.; MCDONNELL, K.; BUTLER, F.; WARD, S. Using muzzle pattern recognition as a biometric approach for cattle identification. **American Society of Agricultural and Biological Engineers**, v.50, n.3, p. 1073-1080, 2007.

BEALE, R; JACKSON, T. **Neural Computing: an Introduction**. Bristol: Adam Hilger, 1990.

BEZERRA, J. A. Boi com marca de qualidade. **Globo Rural**. São Paulo, ano 17, n. 193, p. 43-49, nov. 2001.

BLANCOU, J. A history of traceability of animals and animal products. **Rev. Sei. Tech. Office des International Epizooties**, v.20, p.420, 2001.

BLOMEKE, C. R.; RUSK, C. P.; BALSCHWEID, M. A.; ELLIOTT, S. J. Animal identification by retinal imaging and applications for biosecurity (poster). **5th Annual Information Security Symposium**. Purdue University. West Lafayette, Indiana, 2004.

CAJA, G., CONILL, C., NEHRING, R., AND RIBO, O. **Development of a ceramic bolus for the permanent electronic identification of sheep, goat and cattle**. Computers and Electronics in Agriculture, 24, 45-63, 1999

CARVALHO, A. A. Fundamentação Teórica para Processamento Digital de Imagens. 2003.

CHON, K. H.; YCOHEN, R. J. **Linear and Nonlinear ARMA Model Parameter Estimation Using an Artificial Neural Network**. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, v. 44, n.3, March 1997, p.168-174.

CORKERY, G.; GONZALES BARRON U. A.; BUTLER, F.; MCDONNELL, K.; WARD, S. A preliminary investigation on face recognition as a biometric identifier of sheep. **Trans. ASABE** 50(1): 313-320, 2007.

CRISTIANINI, N., SHAW-TAYLOR J., **An introduction to support Vector Machines: and other kernel-based learning methods**. New York: Cambridge University Press, 1999. 189p.

CUCKER, F.; ZHOU, D. X. **Learning theory: an approximation theory viewpoint**. Cambridge University Press, Cambridge, 2007.

CURTO, F. P. F.; MARROCCO, R E BEHRENS, F. H. **Sistemas de identificação eletrônica**. Revista do Instituto de Informática da PUCCAMP, 5:165-173, 1997.

CURTO, F. P. F. **Estudo do comportamento de matrizes pesadas (frango de corte), em diferentes ambientes utilizando identificação eletrônica e radio-frequência**. Tese (Doutorado - Universidade Estadual de Campinas, Campinas. 134p, 2002.

DANDOLINI, G. A., Um procedimento para avaliação da saúde financeira de pequenas empresas: estudo de um caso usando redes neuronais artificiais. **Dissertação (Mestrado)** – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis. 1997.

DALLA MURA, M.; BENEDIKTSSON, J. A.; WASKE, B.; BRUZZONE L. **Morphological attribute profiles for the analysis of very high resolution images** Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on 48 (10), 3747-3762, 2010.

DALLA MURA, M.; VILLA, A.; BENEDIKTSSON, J. A.; CHANUSSOT, J.; BRUZZONE, L. **Classification of hyperspectral images by using extended**

morphological attribute profiles and independent component analysis. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE, 2011, 8 (3), pp.542-546.
<10.1109/LGRS.2010.2091253>. <hal-00578886>

DAUGMAN, J.; DOWNING, C. Epigenetic randomness, complexity and singularity of human iris patterns. **Proc. Roy. Soc.**, 268, 1737-1740, 2001.

DELAC, K.; GRGIC, M. A survey of biometric recognition methods. **46th International Symposium Electronics in Marine.** 16-18 June 2004, Zadar, Croatia, 2004.

DE LUIS-GARCÍA, R.; ALBEROLA-LÓPEZ, C.; AGHZOUT, O.; RUIZ-ALZOLA, J. **Biometric identification systems.** Signal Processing, 83, 2539-2557, 2003..

DESIMON S. Rastreabilidade bovina e bubalina in: Pecuária competitiva. **XIV Livro da federacite.**Porto Alegre: 2006

DOMÉNECH, E.; ESCRICHE, I.; MARTORELL, S. **Quantification of Risk to Company's Incomes due to Failures in Food Quality.** Reliability Engineering and System Safety 95, 2010, p. 1324-1334.

DUBOIS,R.; MELO, M.T.; FREIRE, A.P. **Rastreabilidade:pilar da saúde pública e passaporte para a exploração.** Brasília; Sociedade de Medicina Veterinária, 2002.206p.

DZIUK, P. Positive, accurate animal identification. Animal Reproduction Science, 79, 319-323, 2003..

EBERT, B. Identification of beef animals. **Extension Animal Scientist**, Animal Sciences, Auburn University.YANR-0170, Reprinted July 2006. Disponível em: <<http://www.aces.edu/pubs/docs/Y/YANR-0170/>>. Acesso em : 18 fevereiro 2013.

FAUSETT, L. **Fundamentals of Neural Networks - Architecture, Algorithms, and Applications.**[S.l.]: Prentice Hall International, Inc.,1994.

FERREIRA, M. M. C.; ANTUNES, M. A.; MELGO, M. S.; VOLPE P. L. O. **Quimiometria I: calibração multivariada, um tutorial.** Quím. Nova vol.22 n.5 São Paulo Sept./Oct. 1999

FERREIRA, L. C. L.; MEIRELLES, M. B. **Avaliação da eficiência de quatro métodos para identificação de bovinos**. Campo Grande: UFMS, 60 p., 2001.

FERREIRA, L. C. L.; MEIRELLES, M. B. **Avaliação da eficiência de quatro métodos para identificação de bovinos**. Campo Grande: UFMS, 60 p., 2002.

FERREIRA, D. M.; PEREIRA, E. B.; MATTOS, L. B. **Previsão de Preços dos Contratos Futuros de Boi Gordo – uma aplicação dos Modelos NARMAX**. 2^o Conferência em Gestão de Risco e Comercialização de Commodities. BMF BOVESPA, 2013.

FITZGERALD, L. 2004. The Efficacy of Muzzle Recognition as a Method for Identification of Cattle. **MSc Thesis**. Department of Biosystems Engineering. University College Dublin, Ireland.

FRANCO, M. **Especial rastreabilidade**. DBO Rural, São Paulo, n. 255, p. 102-117, fev. 2002.

FU, K. S.; MUI, J. K. **A survey on image segmentation**. Pattern Recognition, v. 13, p.3-16, 1980.

GANESHAN, B.; THECKEDATH, D.; YOUNG, R.; CHATWIN, C. **Biometric iris recognition systems using a fast and robust iris localization and alignment procedure**. Optics and Lasers in Engineering (article in press), 2005.

GIMENEZ, C. M. Identificação de bovinos através de reconhecimento de padrões do espelho nasal de bovinos. **Dissertação (Mestrado)** – Universidade de São Paulo, Pirassununga, 2011.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento de Imagens Digitais**. Edgard Blucher, 2002.

GONÇALVES A. R. **Máquinas de Vetores suporte**, 2010.

GORBAN, A.N. ; KEGL, B.; WUNSCH, D.C.; ZINOVYEV A. Principal Manifolds for Data Visualization and Dimension Reduction, **Lecture Notes in Computational Science and Engineering** 58, Springer, Berlin - Heidelberg, 219-237, 2008.

GRAML, R.; BARANOV, A. S.; BUCHBERGER, J.; PIRCHNER, F. **Arch. Tierz.**, Dummerstorf, 36(2):139-144, 1993.

GUNN, S. **Support Vector Machines for Classification and Regression**. ISIS Technical Report. 1998.

HAYKIN, S. S. **Redes Neurais: princípios e práticas**. 2º Edição. Porto Alegre: Artmed Editora/ Bookman, 1999. 893 p.

HEARST, M. A.; SCHÖLKOPF, B.; DUMAIS, S.; OSUNA, E.; PLATT, J. **Trends and controversies - support vector machines**. IEEE Intelligent Systems, 13(4):18–28,1998.

HECHT-NIELSEN, R. **Applications of Counterpropagation Networks**. Neural Networks Journal, 1988. p. 131-140.

HECHT, E. **Optics**. Adison Wesley Longman, Inc. editors, 3a ed., 1998.

HE, R.; HU, B. -G. **Robust Principal Component Analysis Based on Maximum Correntropy Criterion**. IEEE Transactions on image processing, v. 20, n. 6, 2011.

HUARNG, K.; YU, T. H. The Application of Neural Networks to Forecast Fuzzy Time Series. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 363, n. 2, 2006, p.481-491.

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Estatística da produção pecuária. Março 2015. Disponível em: <www.ibge.gov.br> Acesso em: 12 abr. 2015

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Abate de animais. 2014. Disponível em: <www.ibge.gov.br> Acesso em: 12 abr. 2015

JARDIM, W. R. **Bovinocultura**. Campinas: Instituto Campineiro de Ensino Agrícola, 1973. p. 9-26.

JOLLIFFE, I. T. Principal Component Analysis. Second ed., Springer, New York 2002. Disponível em: <

[http://cda.psych.uiuc.edu/statistical_learning_course/Jolliffe%20I.%20Principal%20Component%20Analysis%20\(2ed.,%20Springer,%202002\)\(518s\)_MVsa_.pdf](http://cda.psych.uiuc.edu/statistical_learning_course/Jolliffe%20I.%20Principal%20Component%20Analysis%20(2ed.,%20Springer,%202002)(518s)_MVsa_.pdf)> Acesso em: 29 mar. 2015

JUNG, S.; SEN, A.; MARRON, J. S. Boundary behavior in High Dimension, Low Sample Size asymptotics of PCA. **Journal of Multivariate Analysis**, v. 109, p. 190 - 203, 2012.

KLINDTWORTH, M.; WENDL, G., KLINDTWORTH, K.; PIRKELMANN, H. **Electronic identification of cattle with injectable transponders**. Computers and Electronics in Agriculture, 24, 65-80,1999

KNECHT, B. Image Analysis Tool for the Characterization of Cell Motility in Confocal Microscopy Images. Department of Information Technology and Electrical Engineering. Tokio Institute of technology. **Master's Thesis**, June 25, 2010.

Disponível em: <

http://www.vision.ee.ethz.ch/teaching/sada/sadalink/reports/biwi_00353.pdf > Acesso em: 20 abr 2015.

KORTHALS, R. L.; McDONALD, T. P.; EIGENBERG, R. A. Experiences with transposnders for monitoring bioenergetics responses. **ASAE Meeting Presentation**.

KUBIČKOVÁ, E. A. STATISTICAL PROCESSING OF METEORIC SNAPS USING MATLAB TOOLBOXES. University of West Bohemia, Faculty of Applied Sciences, Department of Cybernetics, Pilsen, 2011. Disponível em:

http://dsp.vscht.cz/konference_matlab/MATLAB11/prispevky/072_kubickova.pdf

Acesso em: 10 abr 2015

LAMBOOIJ, E.; VAN'T KLOOSTER, C. E.; ROSSING, W.; SMITS, A. O.; PIETERSE, C. 1999. Electronic identification with passive transponders in veal calves. Computers and Electronics in Agriculture, 24: 81-90.

LARA, J. A. F. et al. Rastreabilidade da carne bovina: uma exigência para a segurança alimentar. **Semina: Ciências Agrárias**. Londrina, v. 24, n. 1, p. 143-148, jan./jun. 2003. Disponível em:

<<http://www.uel.br/revistas/uel/index.php/semagrarias/article/view/2138>>. Acesso: em 30 maio 2014.

LOFTUS, R. **Traceability of biotech-derived animals: application of DNA technology**. Rev. sci. tech. Off. Int. Epiz., 24(1):231-242, 2005.

LOPES, M. A. **Informática aplicada à bovinocultura**. Jaboticabal: FUNEP, 82p., 1997.

LOPES, M. A. **Informática aplicada à medicina veterinária e ao controle animal**. Juiz de Fora: UFJF, Apostila, 2001.

LOPES, M. A. Zootecnia de precisão. Lavras, FAEPE/PROEX. 135p, 2003

LOPES, M. A. Rastreabilidade na bovinocultura. 2a ed. Lavras, FAEPE/PROEX. 76p, 2005.

LOPES, M. A.; SILVA, M. D.; DEMEU, A. A.; GOMIDE, D. R.; BRUHN, F. R. P. **Custo da implantação e utilização de dois métodos de identificação de bovinos leiteiros**. Rev. Ceres, Viçosa, v. 60, n.6, p. 757-764, nov/dez, 2013

MACHADO, J. G. C.; NANTES, J. F. D. **A visão institucional d o processo de rastreabilidade da carne bovina**. 2000 a. Disponível em: <http://www.agriculturadigital.org/agritec_2004/congresso/Seg_e_Qual_Alimentar/A_Visão_Instit_Rastreabilid_Carne_Bovina.pdf> Acesso em: 12 de maio de 2012.

MACHADO, J. G. de C. F.; NANTES, J. F. D. Avaliação de um sistema de identificação eletrônica de animais na rastreabilidade de informações. **Revista Brasileira de Agrocomputação**, Ponta Grossa, v. 1, n. 1, p.13-21, jun. 2001.

MARQUES FILHO, O.; VIEIRA NETO, H. **Processamento Digital de Imagens**, Rio de Janeiro: Brasport, 1999. ISBN 8574520098. Disponível em: <<http://files.sistele7.com.br/200000385-1662219510/pdi99.pdf>> Acesso em: 27 jul. 2011.

MCALLISTER, T. A.; COCKWILL, C. L.; MCDOWALD, J.; YOAKUM, J.; STODDARD, H. L.; TISCHER, D. Development of an in-dwelling ruminal transponder for electronic identification of beef cattle. **Journal of Animal Science**, 76, 277, 1998.

MESSERSCHMIDT, I. **Análise quantitativa por espectroscopia no infravermelho médio empregando técnicas de reflectância e calibração multivariada.** 1999. Tese (Doutorado em Química) – Universidade de Campinas, Campinas-SP.

MILLER, W. C.; WEST, G. P. 1972. **Black's Veterinary Dictionary.** 10th Edition. Adam and Charles Black, London. 446 p.

MINAGAWA, H.; FUJIMURA, T.; ICHIYANAGI, M.; TANAKA, K. **Identification of beef cattle by analyzing images of their muzzle patterns lifted on paper.** p. 596-600. 2002 Disponível em: <<http://zoushoku.narc.affrc.go.jp/ADR/AFITA/afita/afita-conf/2002/part8/p596.pdf>>. Acesso em: 15 janeiro 2013

MISHRA, S.; DAVE, B. K. An investigation into age determination by muzzle printometry technique. **Indian J. Anim. Prod. Mgmt.**, 5(4):140-145, 1989.

MISHRA, S.; TOMER, O. S.; KALM, E. **Maulabdrucke von Rinderm und Möglichkeiten der erkennung von individuellen Unterschieden.** Arch. Tierz., Dummerstorf, 39(5):503-512, 1996.

MISHRA, S.; TOMER, O. S.; KALM, E. Muzzle characteristics in the dermatoglyphics of muzzle of different breeds of cattle. **Indian Journal of Animal Sciences**, 67(10):839-841, 1997.

MITCHELL, T. **Machine Learning.** McGraw Hill, 1997.

MORGANO, M. A.; QUEIROZ, S. C. N.; FERREIRA, M. M. C. Determinação dos teores de minerais em sucos de frutas por espectrometria de emissão óptica em plasma indutivamente acoplado (ICP-OES). **Ciênc. Tecnol. Aliment.**, v. 19, n. 3, 1999.

MULVIHILL, B. **Tracking and tracing cattle, sheep and meat.** Replay Research For The Food Industry, October, 2008. Disponível em: <www.relayresearch.ie/dochandler/rel_dochandler.asp?id=469>. Acesso em: 24 set. 2013

NEHRING, R.; CAJA, G.; RIBÓ, O.; CONILL, C.; SOLANES, D. Long-term performance of passive injectable transponders in sheep. **Journal of Animal Science**, 76, 267, 1998.

NOVIYANTO, A.; ARYMURTHY, A. M. **Beef cattle identification based on muzzle pattern using a matching refinement technique in the SIFT method**. Computers and Electronics in Agriculture. 99:77- 84, 2013.

OECD-FAO **Agricultural Outlook 2008-2017**. 2008. Disponível em: <<http://www.fao.org/es/ESC/common/ecg/550/en/AgOut2017E.pdf>>. Acesso em: 7 agosto 2014.

OIE. **Animal identification and product traceability from the farm to the fork must be progressively implemented worldwide**. Disponível em: <<http://www.vetscite.org/publish/items/004454/index.html#>>>. Acesso em 10 de fevereiro de 2013.

ORMONEIT, D. **A Regularization Approach to Continuous Learning with Application to Financial Derivatives Pricing**. Neural Networks 12, 1999. p. 1405-1412.

OTSU, N. **A threshold selection method from gray-level histograms**. IEEE Trans. Sys., Man., Cyber. 9 (1): 62–66, 1979. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=earnnumber=4310076>> Acesso em: 08 abr 2014

PANDEY, S. N. Muzzle printometry in bovines. **Indian J. Animal Sci.**, v.49, n.12, p.1038-1042, 1979.

PEARSON, K. **On lines and planes of closest fit to systems of points in space**. Philosophical Magazine 2:559-572. 1901 Disponível em: <<http://stat.smmu.edu.cn/history/pearson1901.pdf>> Acesso em: 18 jan 2015

PERELMUTER, G.; ERAZO, E.V.C.; VELLASCO, M.; PACHECO, M. A. Reconhecimento de imagens bidimensionais utilizando redes neurais artificiais. IN: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE COMPUTAÇÃO GRÁFICA E PROCESSAMENTO DE IMAGENS, 8. (SIBGRAP), 1995, São Carlos. **Anais...** Porto Alegre: Sociedade

Brasileira de Computação, 1995. p.197-203. Impresso, On-line, ISBN 978-85-7669-273-7. Disponível em: <

<http://urlib.net/rep/8JMKD3MGPBW34M/3DJCEHH?ibiurl.language=en>> Acesso em: 4 abr 2014

PETERSEN, W. E. **The identification of the bovine by means of nose prints.** J. Dairy Sci., 5:249-258, 1922.

PIRES, P. P. **Identificação eletrônica e rastreamento de bovinos.** Embrapa, n. 49, ago. 2001. Disponível em: <<http://www.cnpqc.embrapa.br/publicacoes/divulga/GCD49.html>>. Acesso em: 15 de setembro de 2012.

PIRES, P. P. **A tecnologia passa a porteira da fazenda, chega no pasto ou no curral e identifica o gado no computador.** Gado de Corte Informa, Campo Grande-MS, v.13, n.03, p.1-2, Setembro 2000.

REBELO, L. D. T. **Avaliação automática do resultado estético do tratamento conservador do cancro de mama.** Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 2008

REZENDE, E. H. S.; LOPES, M. A. Identificação, certificação e rastreabilidade na cadeia da carne bovina e bubalina no Brasil. **Boletim Agropecuário da Universidade Federal de Lavras** n. 58, 2004. Disponível em: <http://www.editora.ufla.br/site/_adm/upload/boletim/bol_58.pdf>. Acesso em 13 de maio de 2012.

ROCHA, J. L. P; LOPES, M. A. RASTREABILIDADE E CERTIFICAÇÃO DA PRODUÇÃO DA CARNE BOVINA: UM COMPARATIVO ENTRE ALGUNS SISTEMAS. **Nota Técnica.** Revista Brasileira de Agroinformática, v.4, n.2, p.130-146, 2002.

RUSSEL; NORVIG **Artificial Intelligence - a Modern Approach.** Prentice Hall, 1995.

SCHÖLKOPF, B.; SIMARD, O.; SMOLA, A.; VAPNIK, V. . **Prior knowledge in support vector kernels.** In Jordan, M. I., Kearns, M. J., and Solla, S. A., editors,

Advances in Neural Information and Processing Systems, pages 640–646. The MIT Press, 1998.

SCHMIDEK A.; DURÁN, H.; PARANHOS DA COSTA, M. J. R. **Boas Práticas de Manejo, Identificação**. Jaboticabal: Funep, 2009. Disponível em: <http://www.agricultura.gov.br/arq_editor/file/manual_de_identificacao.pdf> Acesso em: 18 jan 2012

SHADDUCK, J. A.; GOLDEN, B. L. **Retinal imaging in secure identification and source verification of livestock**. In: Proceedings ID/INFO Expo 2002, Natural Institute for Animal Agriculture, IL, USA, 2002.

SILVA, K. O; NÄÄS, I.A., Avaliação do Uso de Identificadores Eletrônicos em Suínos, Eng. **Agríc. Jaboticabal**, v.26, n.1, p.11-19, jan./abr. 2006.

SILVA, K. O. VIABILIDADE DO USO DA RASTREABILIDADE ELETRÔNICA NA PRODUÇÃO DE SUÍNOS. **Tese (Doutorado)** - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Agrícola. Campinas, SP: [s.n.], 2004.

SIROVICH, L.; KIRBY, M, **Low-dimensional Procedure for the Characterization of human Faces**, Journal of the Optical Society of America, vol. 4, pp 519-524, 1987.

SMITH, G. C., TATUM, J. D., BELK, K. E., SCANGA, J. A., GRANDIN, T., SOFOS, J. N. Traceability from a US perspective. **Meat Science**, 71, 174-193, 2005..

SMITH, G. C.; BELK, K. E.; SCANGA, J. A.; SOFOS, J. N.; TATUM, J. D. Traceback, traceability and source verification in the US beef industry (pp. 1-12). **XXI World Buiatrics Congress**, Punta del Este. Uruguay, 2000.

SMOLA, A. J.; BARLETT, P.; SCHÖLKOPF, B.; SCHUURMANS, D. **Introduction to Large Margin Classifiers**, chapter 1, pages 1–28, 1999b.

SMOLA, A., SCHÖLKOPF, B. **KERNEL MACHINES HOMEPAGE**. 2000 Disponível em: <<http://www.kernel-machines.org>> Acesso em: 29 jun 2014

SMOLA, A. J.; SCHÖLKOPF, B. **Learning with Kernels**. The MIT Press, Cambridge, MA, 2002.

STANFORD, K.; STITT, J.; KELLAR, J. A.; MCALLISTER, T. A. 2001. Traceability in cattle and small ruminants in Canada. *Rev. sci. tech. Off. Int. Epiz.*, 20(2):510-522.

STEINWART, I.; CHRISTMANN, A. **Support Vector Machines**. Springer, New York, 2008. 601p.

THAWORNWONG, S.; ENKE, D. **The adaptive Selection of Financial and Economic Variables for Use with Artificial Neural Networks**. *Neurocomputing* 56, 2004. p. 205-232.

THERRIEN, C.; TRONCO, M. Biometria e Identificação Civil: Aspéctos Técnicos e Questões Jurídicas. **Diário Jurídico**, n. 05, 2004.

TOZETTO, A.; DEMIATE, I. M.; NAGATA, N. Análise exploratória de adoçantes de mesa via espectroscopia no infravermelho (FTIR) e análise por componentes principais (ACP). *Ciênc. Tecnol. Aliment.* v.27, n.4, Campinas, Oct./Dec. 2007.

TRIGO, T. **Equipamento fotográfico: teoria e prática**. São Paulo: Editora Senac, 2005. 260p.

TURK, M.; PENTLAND, A., **Eigenfaces for Recognition**, *Journal of Cognitive Neuroscience*, MIT, vol. 73, pp. 71-86, 1991.

USDA USDA **Agricultural Projections to 2023**. 2015. Disponível em: <www.usda.gov/oce/commodity/projections/> Acesso em: 05 abr 2014

VANNOZZI, G.; CONFORTO, S. E.; ALESSIO, T. D. Automatic detection of surface EMG activation timing using a wavelet transform based method. **Journal of Electromyography and Kinesiology**, 20(4), 767–772, 2010.

VAPNIK, V. N. **The Nature of Statistical Learning Theory**. Springer-Verlag, 1995.

VARELLA, C. A. A. **Análise de componentes principais**. 2008. Disponível em: <<http://www.ufrrj.br/institutos/it/deng/varella>>. Acesso em: 07 mar. 2015.

VASCONCELOS, S. **Análise de Componentes Principais**. 2014. Disponível em: <<http://www2.ic.uff.br/~aconci/PCA-ACP.pdf>> Acesso em: 08 abr 2015.

WOLD, S.; ESBENSEN, K.; GELADI, P. **Principal Component Analysis**. Journal of Chemometrics, 2 (1987) 37-52, 1987.

ZIEN, A.; RÄTSCH, G.; MIKA, S.; SCHÖLKOPF, B.; LENGAEUER, T.; MULLER, K. R. Engineering support vector machine kernels that recognize translation initiation sites in DNA. **Bioinformatics**, 16:906–914, 2000.

YASSU, F. Brasil assume a liderança mundial. **DBO Rural**, n. 280, p. 30, mar., 2004

YU, L.; ZHANG, D.; WANG, K.; YANG, W. Coarse iris classification using box-counting to estimate fractal dimension. **Pattern Recognition**, 38, 1791-1798, 2005.

Anexo 1

```

function varargout = Biomeria_bovinos(varargin)
% BIOMERIA_BOVINOS MATLAB code for Biomeria_bovinos.fig
%     BIOMERIA_BOVINOS, by itself, creates a new BIOMERIA_BOVINOS or
%     raises the existing
%     singleton*.
%
%     H = BIOMERIA_BOVINOS returns the handle to a new BIOMERIA_BOVINOS or
%     the handle to
%     the existing singleton*.
%
%     BIOMERIA_BOVINOS('CALLBACK',hObject,eventData,handles,...) calls the
%     local
%     function named CALLBACK in BIOMERIA_BOVINOS.M with the given input
%     arguments.
%
%     BIOMERIA_BOVINOS('Property','Value',...) creates a new
%     BIOMERIA_BOVINOS or raises the
%     existing singleton*. Starting from the left, property value pairs
%     are
%     applied to the GUI before Biomeria_bovinos_OpeningFcn gets called.
%     An
%     unrecognized property name or invalid value makes property
%     application
%     stop. All inputs are passed to Biomeria_bovinos_OpeningFcn via
%     varargin.
%
%     *See GUI Options on GUIDE's Tools menu. Choose "GUI allows only one
%     instance to run (singleton)".
%
% See also: GUIDE, GUIDATA, GUIHANDLES

% Edit the above text to modify the response to help Biomeria_bovinos

% Last Modified by GUIDE v2.5 22-Jan-2015 09:40:44

% Begin initialization code - DO NOT EDIT
gui_Singleton = 1;
gui_State = struct('gui_Name',       mfilename, ...
                  'gui_Singleton',   gui_Singleton, ...
                  'gui_OpeningFcn', @Biomeria_bovinos_OpeningFcn, ...
                  'gui_OutputFcn',  @Biomeria_bovinos_OutputFcn, ...
                  'gui_LayoutFcn',   [] , ...
                  'gui_Callback',    []);
if nargin ee ischar(varargin{1})
    gui_State.gui_Callback = str2func(varargin{1});
end

if nargout
    [varargout{1:nargout}] = gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
else
    gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
end
% End initialization code - DO NOT EDIT

% --- Executes just before Biomeria_bovinos is made visible.
function Biomeria_bovinos_OpeningFcn(hObject, eventdata, handles, varargin)
% This function has no output args, see OutputFcn.

```

```

% hObject      handle to figure
% eventdata    reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles       structure with handles and user data (see GUIDATA)
% varargin      command line arguments to Biomeria_bovinos (see VARARGIN)

% Choose default command line output for Biomeria_bovinos
handles.output = hObject;

% Update handles structure
guidata(hObject, handles);

% UIWAIT makes Biomeria_bovinos wait for user response (see UIRESUME)
% uiwait(handles.figure1);

% --- Outputs from this function are returned to the command line.
function varargout = Biomeria_bovinos_OutputFcn(hObject, eventdata, handles)
% varargout    cell array for returning output args (see VARARGOUT);
% hObject      handle to figure
% eventdata    reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles       structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Get default command line output from handles structure
varargout{1} = handles.output;

% --- Executes on button press in pushbutton2 - botão Abrir.
function pushbutton2_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject      handle to pushbutton2 (see GCBO)
% eventdata    reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles       structure with handles and user data (see GUIDATA)
set(handles.pushbutton4, 'String', 'Salvar');
[imagefile1 , pathname]= uigetfile('*.bmp;*.BMP;*.tif;*.TIF;*.jpg',...
    'Abre uma imagem de focinho', 'MultiSelect', 'on'); %abre o programa
if imagefile1 ~= 0 %clica botão 'abrir' e abre janela para seleção de
pasta e imagem a ser trabalhada
cd(pathname);
w = imagefile1; %seleciona imagem de interesse para trabalho e abre
I=imread(w); %lê imagem selecionada
end
axes(handles.axes1)
%figure,imshow(I); title('indicar narinas')
imshow(I); title('indicar narinas') %mostra imagem escolhida com título
indicar narina
[x,y]=getpts;
angle=atan((y(2)-y(1))/(x(2)-x(1))); %seleciona pontos da narina
angle=angle*180/pi; %calcula ângulo e rotaciona imagem
if angle >= 1
    I=imrotate(I,angle,'bilinear');
elseif angle <= -1
    I=imrotate(I,360+angle,'bilinear');
else
    I=I;
end

%figure,imshow(I); title('Fazer recorte')

```

```

imshow(I); title('Fazer recorte') %mostra imagem com título 'fazer
recorte'
p = ginput(2); %-----
sp(1) = min(floor(p(1)), floor(p(2))); %|
sp(2) = min(floor(p(3)), floor(p(4))); %|--> seleciona 2 pontos
desejados na qual as linhas determinam a área qual será recortada
sp(3) = max(ceil(p(1)), ceil(p(2))); %|
sp(4) = max(ceil(p(3)), ceil(p(4))); %|
MM = rgb2gray(I(sp(2):sp(4), sp(1): sp(3),:)); %---

%figure,imshow(MM);
title('Original') % Mostra imagem binarizada com título 'original'
imshow(MM);
axes(handles.axes4)
title('histograma origem') % Mostra histograma da imagem original
hmm=imhist(MM)
plot(hmm)
% txt=size(w);
% arquivo=w(1,1:end-4);
% nomearq=strcat(arquivo,'_cut.tif')
% imwrite(MM, nomearq);
handles.MM=MM;
handles.hmm=hmm;
guidata(hObject, handles);

% --- Executes on button press in pushbutton3 - botão Processar
function pushbutton3_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to pushbutton3 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)
%I=handles.MM;

I=handles.G1;
Ix=I;
Ia=medfilt2(I); %aplica um filtro de mediana na imagem I e salva na imagem
Ia
I2=adapthisteq(Ia); %ajusta o contraste da imagem
%figure,imshow(I2);
I3=im2bw(I2); % efetuar a binarização automática pelo método de Otsu
imshow(I3);
I4 = imfill(I3,'holes'); %homegeneizou os buracos

I5 = bwareaopen(I4,20); % elimina regiões com área inferior a 20 pixels
se = strel('disk',2); %-----|
I6 = imerode(I5,se); % |---> aplicam discos de x(ex:3) e y(ex:5)
de diâmetro para limpeza e arredondamento dos contornos gerando o I7
se = strel('disk',4); %-----|
I7 = imopen(I6,se);

Ixx = bwareaopen(I7,60); %elimina regiões conectadas com menos de 60 pexels
e salva em Ixx
I8=imcomplement(Ixx); %transforma tudo que é preto em branco e vice-versa -
> objetivo: melhorar o contraste
I9 = bwmorph(I8,'skel',Inf); %remove da imagem binária todas regiões
(objetos) conectadas para todos os pixels da imagem sem deixar que a imagem
se quebre (esqueleto "sujo")
I9a = bwmorph(I9,'endpoints'); %pontos de encontro não conectados do
esqueleto

```

```

Iz = bwmorph(I9,'spur',30); %remove do esqueleto as linhas desconectadas
gerando o esqueleto "limpo"

axes(handles.axes1)
out = imoverlay(Ix, I9, [1 0 0]); %cria máscara colocando a imagem I9 em
cima da Ix na cor vermelha
imshow(out);
out2 = imoverlay(Ix, Iz, [1 0 0]); %cria máscara colocando a imagem Iz em
cima da Ix na cor vermelha
imshow(out2);
axes(handles.axes2)
out3 = imoverlay(Ix, Ixx, [1 0 0]); %cria máscara colocando a imagem Ixx em
cima da Ix na cor vermelha
imshow(out3);
handles.out2=out2;
handles.out3=out3;
handles.Iz=Iz;
handles.I7=I7;
handles.out=out;
handles.Ixx=Ixx;
MM=handles.MM;
axes(handles.axes4)
title('Original')
imshow(MM);
axes(handles.axes5)
title('Tratada')
imshow(I);
guidata(hObject, handles);

% imwrite(out2,'_final.tif');
% imwrite(out3,'_manchas.tif');

% --- Executes on slider movement - Botão de ajuste de intensidade luminosa
function slider2_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject      handle to slider2 (see GCBO)
% eventdata    reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles      structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'Value') returns position of slider
%         get(hObject,'Min') and get(hObject,'Max') to determine range of
slider
I=handles.MM;%pega a imagem recortada MM
vel=get(hObject,'Value');
set(handles.text4,'String',vel);
axes(handles.axes2)
G1=
adapthisteq(I,'clipLimit',vel,'NBins',120,'Distribution','exponential','Alp
ha',0.01);
title('Tratada')
imshow(G1)
axes(handles.axes5)
title('histograma tratada')
hg1=imhist(G1);
plot(hg1)
handles.G1=G1;
handles.hg1=hg1;
guidata(hObject, handles);

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function slider2_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)

```

```

% hObject      handle to slider2 (see GCBO)
% eventdata    reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles      empty - handles not created until after all CreateFcns called

% Hint: slider controls usually have a light gray background.
if isequal(get(hObject,'BackgroundColor'),
get(0,'defaultUiControlBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor',[.9 .9 .9]);
end

% --- Executes on button press in pushbutton4 -botão salvar
function pushbutton4_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject      handle to pushbutton4 (see GCBO)
% eventdata    reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles      structure with handles and user data (see GUIDATA)
out2=handles.out2;
out3=handles.out3;
Iz=handles.Iz;
I7=handles.I7;
Ixx = handles.Ixx;
G1=handles.G1;
hg1=handles.hg1;
%hmm=handles.hmm;
FileName = uiputfile({'*.jpg;*.tif;*.png;*.gif','All Image Files';...
    '*..*','All Files' },'Save Image',...
    'C:\Work\newfile.jpg'); %o nome que eu digito na caixa que abre e
armazenado na variavel FileName

imwrite(Iz, strcat(FileName, '_esqueleto.tif')); %concateno o conteudo de
FileName com o nome que eu quero
imwrite(I7, strcat(FileName, '_I7.tif'));
imwrite(G1, strcat(FileName, '_tratamento.tif'));
imwrite(out2, strcat(FileName, '_final.tif'));
imwrite(out3, strcat(FileName, '_manchas.tif'));
imwrite(Ixx, strcat(FileName, '_binaria.tif'));
set(handles.pushbutton4, 'String', 'PRONTO');

% --- Executes on slider movement - Botão Intensificador out1
function slider4_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject      handle to slider4 (see GCBO)
% eventdata    reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles      structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'Value') returns position of slider
%         get(hObject,'Min') and get(hObject,'Max') to determine range of
slider
global vel2
global vel1

axes(handles.axes1)
I=handles.G1;
vel1=get(hObject,'Value');
set(handles.text5, 'String', vel1);
vel1 = round(vel1);
Ix=I;
Ia=medfilt2(I); %aplica um filtro de mediana na imagem I e salva na imagem
Ia
I2=adapthisteq(Ia); %ajusta o contraste da imagem
figure, imshow(I2);

```

```

I3=im2bw(I2); % efetuar a binarização automática pelo método de Otsu
imshow(I3);
I4 = imfill(I3,'holes'); %homegeneizou os buracos
I5 = bwareaopen(I4,20); % elimina regiões com área inferior a 20 pixels
se = strel('disk',vell); %-----|
I6 = imerode(I5,se); % |---> aplicam discos de x(ex:3) e y(ex:5)
de diâmetro para limpeza e arredondamento dos contornos gerando o I7
se = strel('disk',2*vell); %----|
I7 = imopen(I6,se);
imshow(I7);
Ixx = bwareaopen(I7,60); %elimina regiões conectadas com menos de 60 pexels
e salva em Ixx
I8=imcomplement(Ixx); %transforma tudo que é preto em branco e vice-versa -
> objetivo: melhorar o contraste
I9 = bwmorph(I8,'skel',Inf); %remove da imagem binária todas regiões
(objetos) conectadas para todos os pixels da imagem sem deixar que a imagem
se quebre (esqueleto "sujo")
I9a = bwmorph(I9,'endpoints'); %pontos de encontro não conectados do
esqueleto
figure,imshow(I9a);
Iz = bwmorph(I9,'spur',30); %remove do esqueleto as linhas desconectadas
gerando o esqueleto "limpo"
figure,imshow(I9);
imshow(Iz);
out = imoverlay(Ix, I9, [1 0 0]); %cria máscara colocando a imagem I9 em
cima da Ix na cor vermelha
% title('Out')
% imshow(out);
out2 = imoverlay(Ix, Iz, [1 0 0]); %cria máscara colocando a imagem Iz em
cima da Ix na cor vermelha
title('Out2')
imshow(out2);
axes(handles.axes2)
out3 = imoverlay(Ix, Ixx, [1 0 0]); %cria máscara colocando a imagem Ixx em
cima da Ix na cor vermelha
title('Out3')
imshow(out3);
handles.out2=out2;
handles.out3=out3;
handles.Iz=Iz;
handles.out=out;
handles.Ixx=Ixx;
guidata(hObject, handles);

% axes(handles.axes1)
% out = imoverlay(Ix, I9, [1 0 0]);
% imshow(out);
% out2 = imoverlay(Ix, Iz, [1 0 0]);
% imshow(out2);
% axes(handles.axes2)
% out3 = imoverlay(Ix, Ixx, [1 0 0]);

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function slider4_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to slider4 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles empty - handles not created until after all CreateFcns called

```

```

% Hint: slider controls usually have a light gray background.
if isequal(get(hObject,'BackgroundColor'),
get(0,'defaultUiControlBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor',[.9 .9 .9]);
end

% --- botão Abrir Tratada
function Abrir_tratada_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to Abrir_tratada (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
    set(handles.pushbutton4,'String','Salvar');
    [imagefile1 , pathname]= uigetfile('*.bmp;*.BMP;*.tif;*.TIF;*.jpg',...
    'Abre uma imagem de focinho','MultiSelect', 'on');
    if imagefile1 ~= 0
        cd(pathname);
        w = imagefile1;
        I=imread(w);
    end

    axes(handles.axes1)
    %figure,imshow(I); title('indicar narinas')
    imshow(I);
    handles.MM=I;
    % G1=I;
    % handles.G1=G1;
    guidata(hObject, handles);

% --- Executes on slider movement. - Botão Intensificador out2
function slider6_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to slider6 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'Value') returns position of slider
%        get(hObject,'Min') and get(hObject,'Max') to determine range of
slider
global vel2
vel2=get(hObject,'Value');
set(handles.text6,'String',vel2);
global vel1

axes(handles.axes1)
I=handles.G1;

vel1 = round(vel1);
vel2 = round(vel2);
Ix=I;
Ia=medfilt2(I); %aplica um filtro de mediana na imagem I e salva na imagem
Ia
I2=adapthisteq(Ia); %ajusta o contraste da imagem
%figure,imshow(I2);
I3=im2bw(I2); % efetuar a binarização automática pelo método de Otsu
%imshow(I3);
I4 = imfill(I3,'holes'); %homegeneizou os buracos
I5 = bwareaopen(I4,20); % elimina regiões com área inferior a 20 pixels
se = strel('disk',vel1); %-----|

```



```

I6 = imerode(I5,se);      %      |--> aplicam discos de x(ex:3) e y(ex:5)
de diâmetro para limpeza e arredondamento dos contornos gerando o I7
se = strel('disk',vel2); %-----|
I7 = imopen(I6,se);
%imshow(I7);
Ixx = bwareaopen(I7,60); %elimina regiões conectadas com menos de 60 pexels
e salva em Ixx
I8=imcomplement(Ixx); %transforma tudo que é preto em branco e vice-versa -
> objetivo: melhorar o contraste
I9 = bwmorph(I8,'skel',Inf); %remove da imagem binária todas regiões
(objetos) conectadas para todos os pixels da imagem sem deixar que a imagem
se quebre (esqueleto "sujo")
I9a = bwmorph(I9,'endpoints'); %pontos de encontro não conectados do
esqueleto
%figure,imshow(I9a);
Iz = bwmorph(I9,'spur',30); %remove do esqueleto as linhas desconectadas
gerando o esqueleto "limpo"
%figure,imshow(I9);
%imshow(Iz);
out = imoverlay(Ix, I9, [1 0 0]); %cria máscara colocando a imagem I9 em
cima da Ix na cor vermelha
% title('Out')
% imshow(out);
out2 = imoverlay(Ix, Iz, [1 0 0]); %cria máscara colocando a imagem Iz em
cima da Ix na cor vermelha
title('Out2')
imshow(out2);
axes(handles.axes2)
out3 = imoverlay(Ix, Ixx, [1 0 0]); %cria máscara colocando a imagem Ixx em
cima da Ix na cor vermelha
title('Out3')
imshow(out3);
handles.out2=out2;
handles.out3=out3;
handles.Iz=Iz;
handles.out=out;
handles.Ixx=Ixx;
guidata(hObject, handles);

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function slider6_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to slider6 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    empty - handles not created until after all CreateFcns called

% Hint: slider controls usually have a light gray background.
if isequal(get(hObject,'BackgroundColor'),
get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor',[.9 .9 .9]);
end

```

Anexo 2

```
function pca= pcatrein(nomepadrao,estrutura )
dir_label=nomepadrao % cria um label para apontar para as imagens
file_names = dir(dir_label); %string com o nome dos arquivos de cada imagem
n_image = length(file_names);%definindo o numero de imagens que temos
    %para se fazer o calculo da pca

%lendo todas as imagens
tamanho = floor(n_image/2);
for i=1:n_image
    file_names(i).name
    x = imread(file_names(i).name,'tif');
    [coef score autovalores]=princomp(x);
    dados(i,:) = coef(1,1:30)';

    if (i<=tamanho)
        grupo(i) = 0;
    else
        grupo(i)=1;
    end
end

if(isstruct(estrutura)==0)
Mlp_treino = svmtrain(dados,
grupo,'Kernel_Function','rbf','rbf_sigma',0.5);
%Mlp_treino = svmtrain(dados,
grupo,'Kernel_Function','mlp','mlp_params',[0.7 -0.5]);
pca=Mlp_treino;

save Mlp_treino;
else
classes = svmclassify(estrutura,dados);
pca=classes;2
    save classes
end

end
```