

PRISCILLA BRAGA PINHEIRO CORRÊA

**ESTIMATIVA DA MASSA CORPORAL DE BOVINOS POR MEIO DE
SENSOR DE PROFUNDIDADE KINECT®**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

VIÇOSA
MINAS GERAIS – BRASIL
2015

**Ficha catalográfica preparada pela Biblioteca Central da Universidade
Federal de Viçosa - Câmpus Viçosa**

T

C824e
2015

Corrêa, Priscilla Braga Pinheiro, 1982-
Estimativa da massa corporal de bovinos por meio de
sensor de profundidade Kinect® / Priscilla Braga Pinheiro
Corrêa. – Viçosa, MG, 2015.
x, 38f. : il. (algumas color.) ; 29 cm.

Inclui apêndices.

Orientador: Domingos Sárvio Magalhães Valente.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa.

Referências bibliográficas: f.29-33.

1. Bovino de corte. 2. Bovino - Composição corporal.
3. Bovino - Pesos e medidas. 4. Software - Desenvolvimento.
5. Processamento de imagens . I. Universidade Federal de
Viçosa. Departamento de Engenharia Agrícola. Programa de
Pós-graduação em Engenharia Agrícola. II. Título.

CDD 22. ed. 636.213

PRISCILLA BRAGA PINHEIRO CORRÊA

**ESTIMATIVA DA MASSA CORPORAL DE BOVINOS POR MEIO DE
SENSOR DE PROFUNDIDADE KINECT®**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

APROVADA: 24 de julho de 2015.

Mário Luiz Chizzotti (Coorientador)

Joseph Kalil Khoury Júnior

Domingos Sárvio Magalhães Valente
(Orientador)

“Que os vossos esforços desafiem as impossibilidades, lembrai-vos de que as grandes coisas do homem foram conquistadas do que parecia impossível. ”

(Charles Chaplin)

DEDICO

Ao meu marido Nery... companheiro da minha alma!

E ao meu filho Vinícius Henrique... o brilho dos meus olhos!

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, minha família e amigos.

Foi graças a Deus que cheguei até aqui, foi pela fé que pude levantar a cada manhã e continuar trilhando meu caminho. Foi no aconchego da minha família que procurei e tive refúgio, que tive uma mão estendida na qual me levantou em todas as vezes que cai e que sorriu comigo na conquista de cada vitória. Portanto agradeço meus pais Maria Rita e Carlos, meu filho Vinícius, minha tia Edivina, minha prima Mariana, minha avó Adelina, minha sogra Luzia, meu sogro Nery, meu cunhado Caio e serei infinitamente grata ao meu marido Nery, no qual acreditou em mim mesmo quando eu não mais acreditava, me apoiou, compreendeu, me acalmou. Foi meu companheiro de estudos, me passando conhecimentos e ensinamentos. Sem ele, com toda sua paciência e discernimento, seria impossível chegar ao fim de mais essa etapa.

Minha gratidão também aos meus amigos, que também foram responsáveis pela conclusão desse trabalho. Com eles percebi que nunca estive sozinha e nos piores momentos eu sempre tive um sorriso para alegrar meu dia e me trazer confiança. Portanto agradeço a Camila Savastano, Vivian Corrêa e Sveltiana Galvarro, amigas que não só torceram por mim, mas que deram um chacoalhada quando eu precisei e deixaram minha caminhada mais fácil através de cumplicidade e amor fraternal. Agradeço também a Patrícia Coury, Ernane Rabelo e Emerson Rabelo; amigos que fizeram por mim o que nenhum outro poderia fazer e que nunca mediram esforços para estar ao meu lado.

Ao meu orientador Domingos Sárvio Magalhães Valente e aos meus coorientadores Alexandre dos Santos Brandão, Mário Luiz Chizzotti e Daniel Marçal de Queiroz. Professores que me passaram conselhos e valiosos ensinamentos.

Agradeço à Universidade Federal de Viçosa e ao Departamento de Engenharia Agrícola da UFV pelas oportunidades concedidas.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e a Fundação Arthur Bernardes (Funarbe), pelo apoio financeiro indispensável nessa pesquisa.

BIOGRAFIA

Priscilla Braga Pinheiro Corrêa, filha de Maria Rita Braga Pinheiro e Carlos Lopes Pinheiro, nasceu em 23 de setembro de 1982, na cidade de Ouro Fino M.G.

Em 2012 graduou-se Engenharia Elétrica, pela Universidade Federal de Viçosa e em 2014 conclui a pós-graduação em Engenharia de Segurança do Trabalho através da mesma Universidade. Em agosto de 2013 iniciou o mestrado em Engenharia Agrícola atuando na área de concentração de Mecanização Agrícola, concluindo o curso em julho de 2015 pela Universidade Federal de Viçosa.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	vii
LISTA DE TABELAS	viii
RESUMO	ix
ABSTRACT	x
1. INTRODUÇÃO	1
2. REVISÃO DE LITERATURA	3
3.1. O PROCESSAMENTO DE IMAGENS	3
3.1.1. AQUISIÇÃO DE IMAGENS	4
3.1.2. REPRESENTAÇÃO DA IMAGEM	6
3.1.3. FILTROS	7
3.1.4. DESCRITORES	9
3.2. AVALIAÇÃO BIOMÉTRICA DE BOVINOS	11
4. MATERIAL E MÉTODOS	14
4.1. AQUISIÇÃO DE IMAGENS	14
4.3. CÁLCULO DOS DESCRITORES	16
4.4. MODELAGEM	19
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO	23
5.1. MÉTODO DE REGRESSÃO STEPWISE	25
6. CONCLUSÕES	28
7. CONSIDERAÇÕES FINAIS	28
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	29
APÊNDICES	34
APÊNDICE A	35
APÊNDICE B	36
APÊNDICE C	37
APÊNDICE D	38

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1: SENSOR DE MOVIMENTO KINECT E SUAS PARTES CONSTITUINTES	5
FIGURA 2: EXEMPLO DE FILTRO APLICADO (IMAGEM DA ESQUERDA ANTES DO FILTRO E A IMAGEM DA DIREITA APÓS FILTRAGEM.).....	8
FIGURA 3: MEDIDAS BIOMÉTRICAS DE BOVINOS	14
FIGURA 4: MÁSCARA DA AMOSTRA 1 RETIRADA DA IMAGEM DE PROFUNDIDADE	15
FIGURA 5: PONTO DE MEDIÇÃO	16
FIGURA 6: (A) ÁREA DA SUPERFÍCIE DA AMOSTRA 1 E (B) VOLUME DA AMOSTRA 1.....	17
FIGURA 7: (A) CONTORNO DO BOVINO E SUA ASSINATURA POLAR NA FORMA REAL E (B) CONTORNO RECONSTRUÍDA A PARTIR DOS 3 TERMOS DA SÉRIE DE FOURIER	17
FIGURA 8: (A) IMAGEM RGB DA AMOSTRA 1 E (B) IMAGEM DE PROFUNDIDADE DO SENSOR IR DA AMOSTRA 4	23
FIGURA 10: DISPERSÃO ENTRE MASSA CORPORAL (EIXO-X) E OS DESCRITORES NORMALIZADOS (EIXO Y)	25

LISTA DE TABELAS

TABELA 1: TABELA DOS RESULTADOS DOS DESCRITORES PARA AS AMOSTRAS	24
TABELA 2: RESULTADOS DO MÉTODO DE REGRESSÃO STEPWISE (RS) PARA O TESTE T	26
TABELA 3: RESULTADOS DO STEPWISE PARA O TREINAMENTO	27
TABELA 4: RESULTADOS DO STEPWISE PARA A VALIDAÇÃO	27

RESUMO

CORRÊA, Priscilla Braga Pinheiro, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, julho de 2015. **Estimativa da massa corporal de bovinos por meio de sensor de profundidade Kinect®.** Orientador: Domingos Sárvio Magalhães Valente. Coorientadores: Alexandre Santos Brandão, Mário Luiz Chizzotti e Daniel Marçal de Queiroz.

O domínio de metodologias para a obtenção de carcaças com maior proporção de músculos e quantidade correta de gordura vem sendo estudado amplamente com o intuito de facilitar e baratear os procedimentos já existentes. As técnicas referentes a composição corporal e as exigências nutricionais de bovinos ainda são limitadas. Assim, o objetivo desse trabalho é desenvolver um sistema computacional para o cálculo de métricas para a estimação da massa corporal de bovinos da raça Nelore. Utilizou-se uma câmera com sensor infravermelho (IR) para a captação de imagens e profundidade dos animais. Foi delimitado o contorno do animal, e foi feito o processamento das coordenadas dos pontos internos, que foram interpolados determinando uma superfície tridimensional do animal. Algoritmos foram desenvolvidos para o processamento das imagens e a estimação da massa corporal através de predição estatística. As técnicas de processamento de imagens, foram utilizadas para obtenção de 29 descritores do bovino, entre elas altura média, área do plano dorsal, índices volumétricos, e outras métricas geométricas e coeficientes relacionados às transformações da imagem pelos métodos de Fourier e Wavelet. Os descritores calculados foram correlacionados com a massa real do animal e o método de regressão linear múltipla stepwise (RS) foi aplicado para se estabelecer a eficácia da predição da massa corporal.

ABSTRACT

CORRÊA, Priscilla Braga Pinheiro, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, July 2015. **Estimation of body mass by bovine Kinect® depth sensor.** Advisor: Domingos Sárvio Magalhães Valente. Co-advisors: Alexandre Santos Brandão, Mário Luiz Chizzotti and Daniel Marçal de Queiroz.

The methodologies domain to obtain substrates with higher proportions of muscle and fat correct amount has been widely studied with the sensed facilitating and cheapening the existing procedures. The techniques related to body composition and nutritional requirements of cattle are still limited. The objective of this work is to develop a computer system for calculating metrics for estimating the body weight of Nelore cattle. We used a camera with infrared (IR) sensor for capturing images and depth of animals. The animal was defined contour, and was made the processing of the coordinates of the internal points which are interpolated by determining a three-dimensional surface of the animal. Algorithms were developed for the image processing and estimation of body mass by statistical prediction. Image processing techniques were used to obtain 29 bovine descriptors, including average height, dorsal plan area, volumetric ratios, and geometric and other factors related to the transformation of the image by the methods of Fourier and wavelet metrics. The calculated descriptors were correlated with the actual weight of the animal and linear stepwise multiple regression method (RS) was used to establish the efficacy prediction of body weight.

1. INTRODUÇÃO

Com o acelerado crescimento populacional nacional das últimas décadas, o aumento pela demanda de alimentos se ampliou. Isso faz com que a exportação e a produção de carne bovina e seus subprodutos cresçam concomitantemente, em especial no Brasil, onde se possui o maior rebanho bovino comercial do mundo com uma ampla variabilidade genética, de acordo com o Conselho Nacional de Pecuária de Corte (CNPC). Assim, aumenta-se a necessidade de sistemas de produção cada vez mais eficientes.

Para otimizar o sistema de produção, pode-se buscar, além do melhoramento genético, técnicas de zootecnia de precisão, na qual, o monitoramento de desempenho nos sistemas de produção contribui para tomada de decisão visando a melhoria da eficiência produtiva, econômica e ambiental. Segundo Passatuto (2012), a automação pecuária é uma realidade e já existem no mercado equipamentos capazes de mensurar o peso dos animais no momento em que os mesmos acessam o bebedouro. Utilizando uma célula de carga, o sistema identifica o animal por meio de um transponder RFID (identificação por radiofrequência) e envia para o registro a identificação do animal e seu respectivo peso e posteriormente os dados podem ser analisados em relatórios customizados.

De acordo com Chizzotti et al. (2012), a coleta de informações de altura, por exemplo, permite calcular o índice de massa corpórea para bovinos, em analogia ao IMC de humanos ($IMC = \text{massa} / \text{altura}^2$). A determinação do ponto ótimo de abate otimizará o número de dias em confinamento o que acarretará em economia na utilização de insumos.

Segundo Marcondes et al. (2011), as técnicas existentes atualmente referentes a composição corporal de bovinos, são trabalhosas e de custo elevado. Ele cita que a capacidade produtiva de carne bovina no Brasil vem crescendo nos últimos anos, com isso o domínio de metodologias para a obtenção de carcaças com maior proporção de músculos e quantidade correta de gordura vem sendo estudado amplamente com o intuito de facilitar e baratear os procedimentos já existentes.

O peso corporal tem sido amplamente utilizado para determinar as taxas de crescimento de animais e prever sua composição corporal e, portanto, as taxas em que vários tecidos têm crescido (LAWRENCE et al., 2002). A gordura corporal é um dos componentes mais variáveis no corpo ou carcaça e o mais difícil de prever (JONES et al., 1978).

Segundo Brody et al. (1926), o uso de medidas biométricas foi proposto como um indicador do tipo de animal ou como um preditor de aspectos específicos da composição corporal. A sua vantagem se deve ao baixo custo das medições e sua limitação está associada à precisão das medidas, como a correta identificação e localização dos pontos de referência. A distorção anatômica produzida devido a mudanças na posição, postura ou alteração dos tónus muscular, e os erros envolvidos em fazer medições em qualquer posição pode variar dependendo do instrumento utilizado (FISHER, 1975).

Medidas biométricas coletadas em tempo real utilizando técnicas de ultrassonografia são de grande importância para os estudos com os animais, tendo em vista a quantidade de pontos mensurados, os quais são impossíveis de serem coletados manualmente. Isso permite estudos correlacionando as informações de biometria com medidas úteis à melhoria do sistema produtivo, como o cálculo automático de índice massa corpórea dos bovinos, a porcentagem de gordura e o ponto de abate dos animais.

No Brasil, os trabalhos realizados nessa área são escassos. Alguns deles têm sido realizados utilizando-se equações desenvolvidas para raças e sistemas de produção de outros países que não se aplicam diretamente a condição de produção brasileiras. Os animais iniciam o confinamento com baixa condição corporal e são confinados por curtos períodos. Para isso é importante conhecer as correlações entre esses descritores para posteriormente desenvolver modelos matemáticos visando a estimativa do tempo ideal de confinamento (ZOPPA, 2012). A análise de imagens obtidas por meio de câmeras digitais já é utilizada em zootecnia de precisão (SEVEGNANI et al., 2005; POURSABERI et al., 2010; SOUZA, et al., 2011), porém, ainda não se tem medidas de profundidade, pois as imagens são capturadas em duas dimensões.

Assim a motivação desse trabalho foi otimizar o sistema de produção de carne bovina, maximizando a eficiência produtiva, econômica e ambiental. Para isso buscou-se otimizar o sistema de medição de massa corporal, reduzindo o tempo do processo de medição, a propensão de acidentes, o stress e os custos com equipamentos e mão de obra.

Dessa forma este trabalho teve como objetivo a estimativa do peso corporal de bovinos utilizando sensor de profundidade e processamento de imagens. Especificamente objetivou-se coletar as imagens digitais de profundidade para gerar uma nuvem de pontos tridimensionais, gerar os índices biométricos, definir os descritores da imagem com base na nuvem de pontos e utilizar ferramentas estatísticas para correlacionar estes descritores gerados afim de estimar o peso corporal de bovinos.

2. REVISÃO DE LITERATURA

3.1. O PROCESSAMENTO DE IMAGENS

As técnicas de processamento de imagens possibilitam aplicações em diversas áreas e em diferentes categorias, bem como o aprimoramento de imagens digitais com um conjunto de técnicas para correção de defeitos de aquisição e/ou realçando detalhes de interesse, aprendizagem de máquina ou reconhecimento de padrões, além da extração e tratamento de dados quantitativos.

Segundo Gonzales et al., 2002, o interesse em métodos de processamento de imagem digital decorre de duas principais áreas de aplicações: melhoria da informação pictórica para interpretação humana; e processamento de dados de imagem para armazenamento, transmissão e representação para aprendizado autônomo de máquinas.

A matemática discreta fornece uma estrutura para o processamento de imagens com algoritmos eficientes. Como consequência, muitos métodos recentes de processamento de imagem têm sido modelados como problemas de busca e otimização em grafos. Métodos tradicionais podem também ser reformulados com base em grafos, levando a implementações mais eficientes, e/ou favorecendo análises teóricas. Por outro lado, as peculiaridades do processamento de imagem exigem adaptações específicas, o que gera novos desafios de pesquisa e oportunidades, visto a crescente quantidade de publicações na área (LÉZORAY et al., 2012).

Com o avanço das pesquisas no processo de produção de imagens e vídeos mais realísticos, a técnica utilizada vem sendo cada vez mais automatizada e com etapas mais simplificadas com a utilização de dispositivos de captura tridimensional. Assim a forma dos objetos pode ser adquirida e mapas de profundidade capturados da cena instantaneamente visualizada podem ser fornecidos.

Através de imagens obtidas por sensores e câmeras com infravermelho (IR) é possível discriminar computacionalmente objetos de uma maneira mais fácil do que os métodos bidimensionais, pois esses dispositivos permitem recuperar a profundidade dos pixels (PAL et al. 1993).

Com a tecnologia de captura de imagem de profundidade vem surgindo recentemente no mercado diversas técnicas de Visão Computacional, que antes eram aplicadas apenas a texturas e agora são passíveis de uma reformulação. Ao mesmo tempo em que tais algoritmos, tirando vantagem dessa nova tecnologia, podem ficar mais

rápidos ou tornarem se mais robustos, surgem igualmente diversos novos desafios e problemas interessantes a serem enfrentados. (PIRES, 2013).

3.1.1. AQUISIÇÃO DE IMAGENS

Gonzales et al., 2002, cita que uma imagem pode ser definida como uma função bidimensional, $f(x, y)$, em que x e y são coordenadas espaciais e a amplitude de f para qualquer par de coordenadas (x,y) representa a intensidade ou nível de cinza da imagem naquele ponto. Quando x , y , e os valores de amplitude de f são todos finitos, quantidades discretas, chamamos a imagem de imagem digital. O campo do processamento digital de imagens refere-se a transformação imagens digitais por meio de um computador digital. Note que uma imagem digital é composta de um número finito de elementos, cada um dos quais tem um determinado local e valor. Esses elementos são referidos como elementos de imagem ou pixels. Pixel é o termo mais amplamente utilizado para denotar os elementos de uma imagem digital.

Câmeras tridimensionais de alto desempenho e baixo custo lançadas recentemente, podem fornecer em tempo real a profundidade e cor da informação com boa resolução. Atualmente estão disponíveis os modelos Kinect da Microsoft e Xtion Pro da ASUS. Estes dispositivos foram originalmente desenvolvidos para serem aplicados em jogos. Recentemente, com o desenvolvimento das pesquisas, as áreas de aplicações vêm sendo ampliadas e este dispositivo de múltiplos sensores vem ganhando espaço em estudos de rastreamento para monitoramento do corpo humano (STONE; SKUBIC et al., 2011) e reconhecimento de objetos tridimensional (JANOCH et al., 2011).

A viabilidade do uso de imagens de câmera tridimensional para analisar o escore da condição corporal de bovinos, índice que reflete o quanto o animal está magro ou gordo (VIAZZI et al., 2014). Weber et al. (2014) apontou que a vantagem de usar dados tridimensional em vez de dados bidimensional, que não só informações de contorno podem ser processadas, mas também alterações das superfícies dos animais podem ser examinados em detalhe.

O potencial uso de sistemas de câmera tridimensional, também foi comprovado por Kuzuhara et al., (2015), em um estudo sobre as propriedades do leite e peso em vacas da raça holandesa.

O Kinect® foi o sensor de movimento pioneiro a ser comercializado. Ele é composto por uma câmera RGB e uma câmera de infravermelha IR (STOWERS et al., 2011), no

qual os dados fornecidos por esse sensor podem ser tratados, possibilitando assim a determinação da distância do ponto ao dispositivo. Possui um motor com a finalidade de ajustar a posição do Kinect® e microfone que permite ter noção da origem do som.



Figura 1: Sensor de movimento Kinect e suas partes constituintes

Fonte: modificado de <https://dev.windows.com/en-us/kinect>

Tanto a câmera RGB e a de IR têm uma resolução de 640x480 pixels (VGA) e pode gerar um fluxo de imagem de 30 frames por segundo. O ângulo do campo de visão do sensor de profundidade é 57° na horizontal e 43° na direção vertical, e pode ser operado entre a faixa de 0,8 m a 3,5 m.

Kvalbein (2012), apresenta nas Equações 1 e 2 como o campo de visão e a resolução mudam com a distância entre o Kinect® e os objetos. Percebe-se pela Equação 2 que a resolução diminui nos sentidos x e y à medida que a distância aumenta.

$$CV = 2 \tan\left(\frac{\theta}{2}\right) d \quad (1)$$

$$R = \frac{\alpha}{CV} \quad (2)$$

Em que:

θ = é o ângulo do campo de visão, graus;

α = Resolução do sensor (640 para direção x e 480 para direção y), pixel;

CV = Campo de visão, cm;

d = distância, cm;

R = Resolução, pixel/cm.

Villaroman et al. (2011) mostraram em seu trabalho que no ano de 2011 foi lançado oficialmente o Kit de Desenvolvimento de Software - Software Development Kit (SDK) através do sistema NiTE da empresa israelense OpenNI. Esse desenvolvimento permitiu a comunicação do sensor Kinect com o computador, ao qual deu a possibilidade de integrar o mesmo ao software MATLAB®, o qual admite analisar dados, desenvolver algoritmos e criar modelos e aplicações.

Com o desenvolvimento da comunicação entre o Kinect® e o computador, Coelho (2014) produziu um código que efetua a inicialização do Kinect e captura imagens por parte do mesmo. Para a obtenção das distâncias o Kinect utiliza um emissor de sinal IR e recebe o sinal refletido da superfície dos objetos pelo seu receptor IR. A câmera IR capta a imagem desses pontos e calcula o valor de distância para os pixels da imagem. Este processo é repetido sempre que se captura uma nova imagem, retornando um vetor de valores de distância em milímetros para cada pixel. Os valores de distância não são em relação ao centro da câmara e o objeto em frente dela, mas sim entre o plano em que está o Kinect e o objeto.

Silva et al. (2012) efetuaram a filtragem dos dados brutos capturados, com a finalidade de reduzir a quantidade de ruído proveniente de falhas na detecção dos pontos da imagem. Esta fase é muito importante, pois elimina pequenos resíduos que existem na imagem gerada pelo sensor do Kinect, deixando uma segmentação mais suave e real (LIMBERGER, 2011).

3.1.2. REPRESENTAÇÃO DA IMAGEM

Uma imagem é composta por um conjunto de pontos, denominados 'pixels' (Picture Elements) ou "Dots". Estes "pixels" estão dispostos na tela do computador formando uma matriz de pontos que é denominada de 'Bit-Map' ou 'Mapa de Bits'. Este mapa de bits é um reticulado onde cada elemento da matriz possui uma informação referente a cor associada aquele ponto específico. Uma determinada imagem possuirá também uma resolução associada a ela, que é o número de elementos que esta imagem possui na horizontal e na vertical. Cada elemento da imagem possuirá uma localização, que é definida pelas suas coordenadas (MUSCI et al., 2013).

Cada pixel é um resultado de informações binárias: várias combinações de 0 e 1. Em diversos modos as proporções quantitativas de colorações de RGB (Red, Green e Blue)

de cada bit resulta na coloração da imagem, como também essa proporção interfere na resolução de cada imagem.

Segundo Silva, 2000, as imagens binárias podem ser representadas como imagens de intensidade luminosa monocromática, cujo processo de quantização da imagem fornece somente valores inteiros 0 (zero) ou 1 (um). Ou seja, estas imagens são imagens de 1 bit. Por convenção os pixels com valor 0 são os pontos de fundo da imagem e os pixels com valor 1 são pixels que possuem a característica analisada de um determinado processo. Estas imagens são utilizadas como imagens resultantes de processos como, por exemplo, a detecção de bordas. Nelas podemos identificar os pixels de borda dos objetos com valor 1 e o restante dos pixels da imagem com valor 0.

A grande maioria do processamento de imagens é realizado utilizando máscaras, o valor do pixel $p(x, y)$ da imagem resultante é calculado baseado no valor do pixel $p_0(x, y)$ da imagem original e no valor dos pixels vizinhos que estão dentro da máscara.

Quando aplicamos uma máscara a uma imagem, ela opera sobre o pixel da imagem que está exatamente sob o seu elemento central, utilizando informações dos pixels vizinhos. Ou seja, o novo valor de cada pixel da imagem será a aplicação da máscara centrada neste pixel (SILVA, 2000)

Utilizando as imagens binárias, a extração de atributos ocorre por meio de dados relevantes de regiões segmentadas, tais como: número total de objetos; propriedades geométricas (área, perímetro, centro de gravidade, largura máxima e mínima); atributos relacionados à forma (circularidade, concavidade); propriedades de luminosidade e as propriedades associadas à textura. Portanto, a discriminação de cada imagem é medida pela relevância de cada item. Se considerar as máscaras apenas como delimitadores para um determinado processo, pode-se dizer que está se utilizando uma janela. Somente os pixels da imagem sob esta janela é que são levados em consideração no processo (SIMIONATO, 2012).

3.1.3. FILTROS

O uso de filtros digitais no domínio espacial, tem como consequência a variação no valor de um pixel da cena original, segundo a influência de seus pixels vizinhos, a qual é função dos valores positivos, negativos ou nulos fornecidos pelo usuário e atribuídos ao conjunto de pixels que formam a “máscara” ou “janela” do filtro utilizado, a qual é deslocada sobre a imagem linha a linha, coluna a coluna. Através da combinação dos

valores de entrada ou pesos, se promoverá um maior ou menor realce da cena, segundo as direções preferenciais de interesse (PARADELLA, 1990).

O principal objetivo da filtragem é processar uma certa imagem de modo que a imagem resultante seja mais adequada que a imagem original, para uma aplicação específica. Muitas vezes os filtros podem gerar imagens de outros domínios, como é o caso dos filtros que atuam no domínio da frequência (transformada de Fourier), cuja imagem resultante nada se parece com a imagem original (PRATT, 1991).

A grande dificuldade no processo de filtragem é conseguir uma boa relação no tamanho da máscara para o filtro e o número de vezes em que o filtro deve ser aplicado, de forma a não comprometer as características da imagem e conseguir eliminar satisfatoriamente os ruídos.

Coelho (2014), estudou e criou um algoritmo de filtragem de forma a tentar melhorar as imagens de profundidade e eliminar ou diminuir o ruído da imagem produzido por falhas de medição. A ideia base deste algoritmo foi a de preencher os buracos criados por erro nas medições através do cálculo do valor que ele devia tomar a partir dos valores que se encontravam em seu redor a uma determinada distância. O algoritmo parte por percorrer todos os pixels da imagem a procura de um pixel com cor branca. Uma vez encontrado um pixel de cor branca, é percorrido todos os pixels em torno desse pixel que se encontrem dentro de uma matriz de 15x15 com centro no pixel branco encontrado. Ao percorrer os pixels dentro da matriz descrita, é determinado o valor de distância mais baixo e atribuído a sua cor ao pixel branco. A Figura 2 apresenta um exemplo da aplicação do filtro à imagem da esquerda sendo o resultado a imagem da direita.



Figura 2: Exemplo de filtro aplicado (Imagem da esquerda antes do filtro e a imagem da direita após filtragem.)

Fonte: Coelho, 2014, p. 38

3.1.4. DESCRITORES

Para fazer a distinção entre objetos, o uso de poucos descritores é suficiente. Os descritores, muitas vezes podem ser derivados a partir do conhecimento do perímetro, do conhecimento dos pontos extremos de x e de y e da área total delimitada pelo contorno da imagem (Solomon et al. 2011). Com esse método simples, Solomon et al. (2011) chegaram a alguns descritores comuns de um parâmetro para a forma aproximada bidimensional, como Fator de Forma, que representa a área em relação ao perímetro; Esfericidade, que é a área em relação ao máximo diâmetro da circunferência que circunscribe a imagem; Relação de diâmetros, que é indicado pelo diâmetro máximo da circunferência que circunscribe a imagem sobre o mínimo diâmetro da circunferência que inscreve a imagem; solidez, que é o índice da área em relação a área do menor polígono convexo que a região pode conter; extensão, que é representado pela área total da imagem em relação a área do retângulo que delimita a imagem e compacidade, que é a raiz quadrada da área em relação ao perímetro.

Kim et al. (2010) propuseram um modelo para reconhecimento de padrões no qual os descritores para encontrar uma imagem modelo ou padrão eram dados pelos coeficientes reais de uma expansão da série de Fourier radial, como mostrados nas Equações 3 e 4.

$$a_n = \frac{1}{n} \int_{-\pi}^{\pi} r(\theta) \cos(n\theta) d\theta \quad (3)$$

$$b_n = \frac{1}{n} \int_{-\pi}^{\pi} r(\theta) \sin(n\theta) d\theta \quad (4)$$

Na Equação 5 tem-se expresso a assinatura na forma real, que é a representação de um contorno/fronteira 2D como função 1D.

$$r(\theta) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cos(n\theta) + \sum_{n=1}^{\infty} b_n \sin(n\theta) \quad (5)$$

Em que:

n = número de termos usados na série de Fourier variando no intervalo $1 \leq n \leq \infty$;

a₀ = termo constante da série de Fourier;

a_n e b_n = e-nésimos termos do coeficiente de Fourier;

$r(\theta)$ = função periódica da série de Fourier;

θ = período da função.

A transformada de Fourier é uma das mais importantes ferramentas para a compreensão de uma imagem, sua formação e processamento. Sendo uma imagem um sinal 2D, é possível a sua representação como uma superfície num espaço 2D. Através da transformada de Fourier, é possível analisar uma imagem como um conjunto de senóides espaciais em várias direções, tendo cada senóide uma frequência precisa (ACHARYA, 2005).

Com essa análise é possível extrair apenas informações no domínio da frequência. A transformada wavelet vem complementar essa análise, pois é uma função capaz de decompor e descrever outras funções no domínio da frequência em diferentes escalas de frequência e de tempo, ou seja, em três dimensões (tempo, escala e intensidade de energia) tornando-se uma ferramenta poderosa para a análise de sinais e compressão de dados (MAGALHÃES, 2007; FURON et al., 2008).

A análise via wavelets emprega uma função protótipo chamada wavelet mãe. Essa função tem média zero e decai bruscamente de maneira oscilatória. Os dados são representados via superposição de versões dilatadas e transladadas da wavelet mãe pré-especificada (REIS, et al. 2004). A Transformada Wavelet Contínua (TWC) de um dado sinal $x(t)$, com relação a wavelet mãe $g(t)$, é definida como na Equação 6.

$$TWC(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) g\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (6)$$

Em que:

TWC = Transformada Wavelet contínua;

a = fator escala;

b = fator de translação;

$x(t)$ = sinal original em um tempo t ;

g = wavelet mãe.

Um coeficiente $TWC(a, b)$, em uma dada escala e fator de translação, representa o quão bem o sinal original $x(t)$ e a wavelet mãe dilatada/transladada se assemelham.

Assim, o conjunto de todos os coeficientes $TWC(a, b)$, associados com um dado sinal $x(t)$, é a representação wavelet do sinal com respeito a wavelet mãe $g(t)$.

A energia de um sinal pode ser representada pela Equação 7.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), a \neq 0 \quad (7)$$

Em que:

$\frac{1}{\sqrt{a}}$ = fator de normalização da energia do sinal;

$\psi(t)$ = energia do sinal em um tempo t .

As wavelets com o auxílio da análise de multiresolução decompõem a imagem em uma combinação linear de versões transladadas da wavelet mãe em diferentes escalas detectando, por exemplo, bordas que são classificadas com uma das características mais importante em uma imagem, tornando-a muito útil no processamento de imagens biomédicas (ALBUQUERQUE, 2001).

Khoury Jr. et al. (2011) utilizaram transformadas wavelets com três níveis de decomposição para calcular em cada uma delas, uma energia associada como características de discriminante de textura em ferramentas de usinagens, apresentando como resultado uma classificação com exatidão de 99,2%, demonstrando que esta representação é eficaz na diferenciação de orientações espaciais e discriminação de texturas.

3.2. AVALIAÇÃO BIOMÉTRICA DE BOVINOS

As medidas biométricas permitem conhecer o desenvolvimento das diferentes partes que compõem o exterior dos animais e predizem com relativa acurácia o peso corporal e, também, algumas características da carcaça. As relações entre biometria e desempenho já são há muito conhecidas, assim como o uso das medidas biométricas como predictoras de aspectos específicos da composição corporal (CYRILLO et al., 2013).

Segundo Souza et al. (2009), para o se obter um bom controle zootécnico em ruminantes, faz-se necessário que o criador tenha em sua propriedade uma balança, o que nem sempre é possível devido ao alto custo desse equipamento para pequenos produtores. Uma forma de transpor esse obstáculo é a utilização de uma técnica que possa estimar o

peso vivo do animal através de mensurações do seu corpo, denominada Barimetria (YÁÑEZ, 2002). Estudos realizados demonstram uma elevada correlação entre o peso vivo (PV) e determinadas medidas corporais, podendo algumas destas ser utilizadas no sentido de estimar o PV dos animais na ausência de balança para pesagem (SOUZA et al., 2007).

Para os cálculos barimétricos, Souza et al. (2009) utilizaram a altura, comprimento do corpo, largura da garupa, largura do peito, perímetro da coxa. Foi estimado também a compacidade corporal, sendo que quanto maior a compacidade corporal, maior a proporção de músculos e gordura no animal. Como resultado encontrou-se o perímetro torácico e a compacidade como as melhores opções para predizer o PV, pois apresentaram equações com os mais altos coeficientes de determinação (R^2) e baixos coeficientes de variação (CV).

Em se tratando de bovinos, o peso corporal é uma variável que se pode obter facilmente, sendo esse um dos fatores que a faz ser a mais utilizada, pois esta possui uma boa correlação com a taxa de crescimento e a predição da composição corporal em bovinos. (LAWRENCE et al., 2002).

Monteiro (2015) usou de câmera de infravermelho (IR) para predizer a massa corporal, composição corporal e de carcaça em bovinos Nelore e Angus. E como variáveis utilizou a massa corporal, massa corporal de corpo vazio, massa de carcaça, altura, área do plano dorsal, largura anterior, largura da costela e largura posterior. Entre as medidas estudadas as que apresentaram maior correlação foram a área do plano dorsal, massa corporal e altura. O erro médio entre a massa corporal observado e o predito foi de 18 quilos para a raça Nelore e 14,4 quilos para a raça Angus.

A estimativa da massa através da área do plano dorsal, indicou um potencial uso da medida na determinação da massa corporal. Monteiro (2015) concluiu que medidas biométricas apresentam correlação com a mudança de estrutural no corpo do animal e o uso de imagens por câmeras de sensor IR pode-se tornar um novo método de mensuração de massa corporal.

Fernandes et al. (2009), utilizaram algumas medidas corporais de bovinos para estimar a composição da gordura corporal dos mesmos. Foram desenvolvidas algumas Equações teóricas mostradas nas 8, 9, 10, 11 e que a partir delas, Fernandes et al. (2009) definiu alguns parâmetros descritores, dos quais De Paula et al. (2013) também utilizou em sua pesquisa, dando maior ênfase para área e volume do corpo, pois estas medidas são consideradas como os principais preditores de desenvolvimento corporal e

crescimento; por conseguinte, já era esperado que fossem obtidas altas correlações com o tamanho e a massa corporal de todos os componentes do corpo, como proposto por Lawrence e Fowler et al. (2002).

$$BA = \frac{\pi (RTx + RRp) \sqrt{(TBL)^2 + (RTx - RRp)^2}}{10^4} \quad (8)$$

$$BV = \frac{\pi TBL (RTx^2 + RTx RRp + RRp^2)}{3 \cdot 10^4} \quad (9)$$

$$RTx = \frac{GC}{2 \pi} \quad (10)$$

$$RRp = \frac{PW}{2} \quad (11)$$

Em que:

BA = Área do Corpo (cm²);

BV = Volume do Corpo (cm³);

RTx = Raio do Tórax (cm);

RRp = Raio da Garupa (cm);

TBL = Comprimento do Corpo (cm);

GC = Perímetro Torácico (cm);

PW = Largura do Pino ósseo (cm).

As medidas biométricas do animal usadas por De Paula et al. (2013) para encontrar alguns dos parâmetros descritores estão indicadas na Figura 3, onde o corpo do animal foi considerado como a forma de um tronco de cone, a começar no tórax e terminar no Pino ósseo. A área do corpo foi calculada como a área do tronco de cone, e o volume do corpo foi calculado como o volume do tronco de cone. O perímetro do tórax foi calculado a partir da cintura do bovino. Também foi calculado o raio da anca (raio do topo do tronco de cone). Esta medida foi estimada como a largura do pino ósseo dividido por dois. O comprimento total do corpo foi utilizado como a altura do tronco de cone.

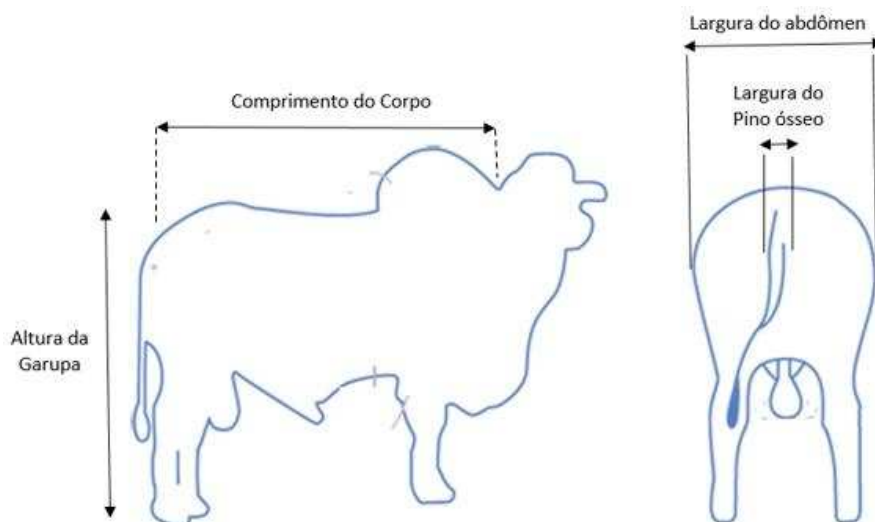


Figura 3: Medidas Biométricas de Bovinos

4. MATERIAL E MÉTODOS

4.1. AQUISIÇÃO DE IMAGENS

O experimento foi realizado na Universidade Federal de Viçosa, no Departamento de Zootecnia, com experimento aprovado pelo comitê de ética no uso de animais da Universidade Federal de Viçosa com protocolo de número CEUA 122/2014.

As coletas das imagens foram realizadas no curral de manobra, onde foram obtidas imagens de 44 bovinos da raça Nelore.

Para a determinação da imagem de profundidade foi utilizado o sensor Kinect modelo 1473 da Microsoft. O sensor foi posicionado a uma altura de 2,59 metros do solo e instalado no tronco de contenção para gado, paralelo ao solo. Foram capturadas imagens (640x480 pixels) RGB e de profundidade de cada um dos bovinos, durante 3 segundos. O décimo frame foi selecionado para que fossem extraídas as suas características.

Através de testes preliminares com o Kinect, percebeu-se a necessidade de fazer um certo controle de luminosidade, pois as imagens de profundidade eram afetadas quando exposto à iluminação. Dessa forma o experimento foi conduzido antes do amanhecer.

Posteriormente à coleta de imagens, os animais foram direcionados para a balança eletrônica da marca Coimma, com capacidade mínima de 10 kg, máxima de 1.500 kg e precisão de 0,5 kg.

Devido à grande movimentação dos bovinos no curral de manobras, das 44 imagens coletadas, foi realizada uma análise visual de cada imagem para descartar imagens nas quais o animal não se posicionou corretamente no tronco. Dessa forma, foram selecionadas vinte imagens que estavam em condições para análise.

4.2. PROCESSAMENTO DAS IMAGENS

Para o processamento das imagens foi selecionada, manualmente uma região poligonal (Figura 4) de interesse dentro de uma imagem que retornou uma imagem binária, em que ‘um’ é a região de interesse e ‘zero’ o restante, a qual foi usada como máscara. Isso foi feito para minimizar as interferências fora do contorno da borda de interesse, ou seja, a máscara envolve apenas o bovino e tudo além de seu contorno foi removido.

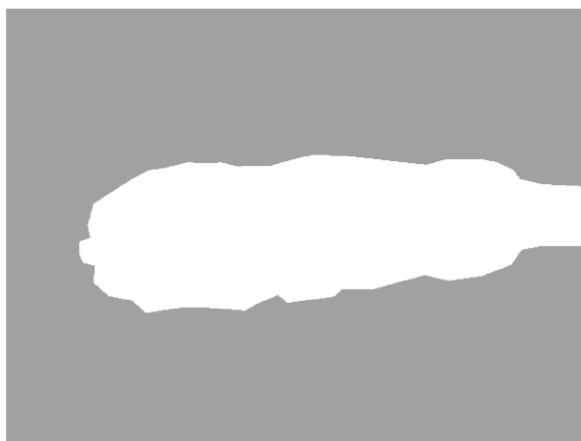


Figura 4: Máscara da amostra 1 retirada da Imagem de profundidade

Como na imagem de profundidade cada pixel representa o valor de profundidade (z) em relação ao plano do sensor (Figura 5), foi necessário fazer a transformação dessa imagem para que ela representasse a altura do pixel em relação ao solo, conforme descrito em Kvalbein (2012), para isso utilizou-se a Equação 12.

$$Z_{ij} = H0 - I_{ij} \quad (12)$$

Em que:

$H0$ = é a altura do sensor ao solo (2590 mm);

I_{ij} = é o n-ésimo frame da imagem de profundidade;
 Z = é a matriz de distâncias do Kinect ao animal (mm).

A máscara foi multiplicada pela imagem Z afim de se obter a imagem de profundidade apenas do animal.

Como sugerido por Coelho (2014), foi realizada uma filtragem nas imagens para eliminar possíveis ruídos no interior da máscara. Fez-se então, uma busca na imagem por pixels com alturas superiores à máxima altura do animal e foi atribuído um valor 0 para esses pixels, para minimizar erros e discontinuidades no cálculo dos descritores. Em seguida utilizou-se a técnica de filtragem morfológica por dilatação seguida por erosão da imagem binária, retornando então uma imagem fechada, sem buracos.

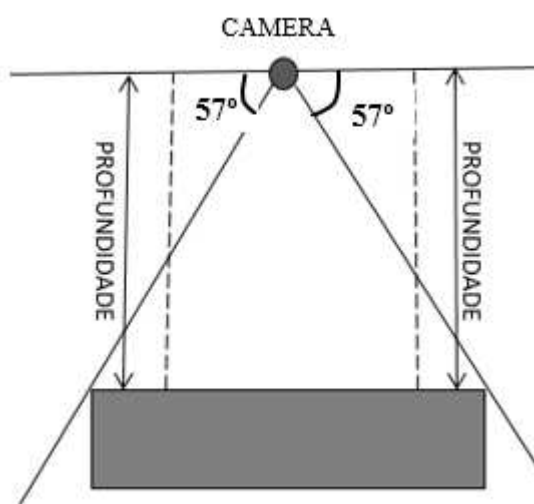


Figura 5: Ponto de Medição

4.3. CÁLCULO DOS DESCRITORES

Assim como em Fernandes et al. (2009) e De Paula et al. (2013), foram implementados como descritores, a área planificada do dorso animal ($d1$) (Figura 6a); um descritor referente ao volume da projeção do plano dorsal do animal ($d2$) (Figura 6b); seis descritores de forma ($d3$, $d4$, $d5$, $d6$, $d7$ e $d8$) como sugerido por Solomon et al (2011), de acordo com as Equações 13 a 18; cinco descritores geométricos ($d9$, $d10$, $d11$, $d12$ e $d13$), como mostra as Equações de 19 a 22, além da altura média ($d13$), sete descritores das transformadas de Fourier ($d14$, $d15$, $d16$, $d17$, $d18$, $d19$) compostos pelos coeficientes a_n e b_n da série e o termo contínuo de

(d_{20}), como mostrado por Kim et al (2010); sete descritores de energia (d_{21} , d_{22} , d_{23} , d_{24} , d_{25} , d_{26} , d_{27}) e dois de entropia da transformada wavelet (d_{28} e d_{29}), como visto em Júnior, et al. (2011), onde a assinatura na forma real, ou seja, a representação de um contorno/fronteira 2D como função 1D, foi gerada e estão expressas na Figura 7.

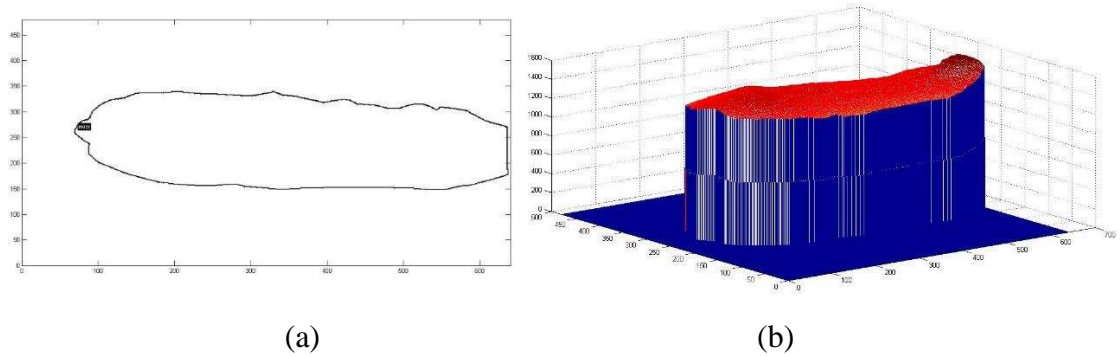


Figura 6: (a) Área da superfície da amostra 1 e (b) Volume da amostra 1

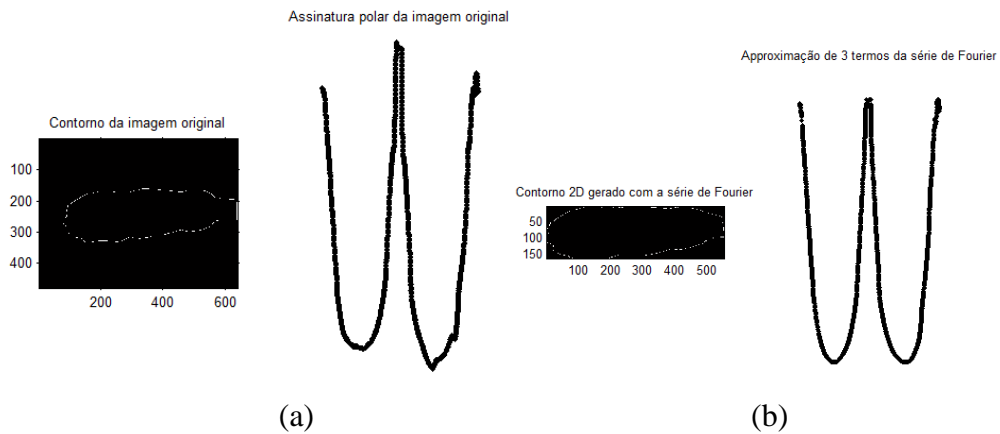


Figura 7: (a) Contorno do bovino e sua assinatura polar na forma real e (b) contorno reconstruída a partir dos 3 termos da série de Fourier

$$d3 = \frac{4\pi A}{P^2} \tag{13}$$

Em que:

$d3$ = Fator Forma, adimensional

A = Área planificada com a imagem bidimensional, pixel^2

P = Perímetro, pixel

$$d4 = \frac{4 A}{\pi \cdot D_{Máx}^2} \quad (14)$$

Em que

$d4$ = Esfericidade, adimensional

$D_{Máx}$ = Máximo diâmetro da circunferência que circunscribe a imagem, pixel

$$d5 = \frac{D_{Máx}}{D_{Mín}} \quad (15)$$

Em que:

$d5$ = Relação de diâmetros, adimensional

$D_{Mín}$ = Mínimo diâmetro da circunferência que inscreve a imagem, pixel

$$d6 = \frac{A}{A_c} \quad (16)$$

Em que:

$d6$ = Solidez, adimensional

A_c = Área do menor polígono convexo que a região pode conter, pixel²

$$d7 = \frac{A_T}{A_{RD}} \quad (17)$$

Em que:

$d7$ = Extensão, adimensional

A_T = Área total da imagem

A_{RD} = Área do retângulo que delimita a imagem

$$d8 = \frac{\sqrt{(4 A/\pi)}}{P} \quad (18)$$

Em que:

$d8$ = Compacidade

$$d9 = \frac{D_{Mín}}{V} \quad (19)$$

Em que:

$d9$ = Fator de mínimo volume, pixel⁻²

V = Volume da projeção do plano dorsal do animal, pixel³

$$d10 = \frac{D_{Máx}}{V} \quad (20)$$

Em que:

$d10$ = Fator de máximo volume, pixel⁻²

$$d11 = \frac{D_{Mín}}{A} \quad (21)$$

Em que:

$d11$ = Fator de mínima área, pixel⁻¹

$$d12 = \frac{D_{Máx}}{A} \quad (22)$$

Em que:

$d12$ = Fator de máxima área, pixel⁻¹

Os descritores $d14$ a $d20$ foram implementados através da série de Fourier da imagem bidimensional e com aproximação de três termos da série (Equação 5), gerando os coeficientes a_n e b_n (Equações 3 e 4). E foi determinado o contorno do bovino e sua assinatura na forma real da transformada de Fourier, ou seja, a representação de um contorno/fronteira 2D como função 1D, com apenas três termos da série.

Os descritores $d21$ a $d29$ foram implementados através da transformada wavelet, na qual utilizou-se a wavelet mãe Daubechies (Khoury Jr. et al., 2011), e com o uso dela foram extraídos parâmetros de energia e entropia da imagem.

4.4. MODELAGEM

O banco de imagens foi composto por 20 imagens do sensor de profundidade e a priori foi definido um percentual de 60% desse banco (12 imagens), e essas foram escolhidas aleatoriamente para a estimação do modelo de regressão (treinamento do algoritmo de predição). As imagens restantes (8 imagens) foram usadas para validação dos resultados.

Os descritores foram calculados com base nas equações 13 a 22 e em seguida uma análise gráfica da variação da massa por cada descritor foi feita afim de verificar o

comportamento da dispersão. Essa análise gráfica permite por exemplo, verificar se existe linearidade e outras relações entre as variáveis descritoras e a variável de resposta massa corporal.

Regressão Linear

Segundo Montgomery et. al. 2009, a análise de regressão é uma técnica estatística para modelar e investigar a relação entre duas ou mais variáveis, e uma primeira análise deve ser tomada dado o diagrama de dispersão entre essas variáveis.

Uma regressão linear simples considera um único regressor ou descritor x para a variável de resposta Y . O valor esperado de x é dado por:

$$E(Y|x) = \beta_0 + \beta_1 x \quad (23)$$

Sendo a intercessão β_0 e a inclinação β_1 coeficientes desconhecidos da regressão. Os critérios para estimação desses coeficientes são dados pelo método de mínimos quadrados. As estimativas de mínimos quadrados da intercessão e da inclinação no modelo de regressão linear simples são:

$$\hat{\beta}_0 = \hat{y} - \hat{\beta}_1 \bar{x} \quad (24)$$

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n y_i x_i - \frac{(\sum_{i=1}^n y_i)(\sum_{i=1}^n x_i)}{n}}{\sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n x_i)^2}{n}} \quad (25)$$

Em que $\hat{y} = (\mathbf{1}/\mathbf{n}) \sum_{i=1}^n y_i$ e $\hat{x} = (\mathbf{1}/\mathbf{n}) \sum_{i=1}^n x_i$

O erro devido a i -ésima observação ($\mathbf{e}_i = y_i - \hat{y}_i$) é chamado de resíduo e ele descreve o erro no ajuste do modelo nesta observação. A variância, σ^2 , do erro em torno da reta de regressão é dada por:

$$\sigma^2 = \frac{SQ_R}{n - 2} \quad (26)$$

Em que SQ_R é soma dos quadrados dos erros.

O intervalo de confiança para a inclinação e a interseção é uma medida da qualidade global da linha de regressão. Para isso os termos do erro e_i , devem ter distribuição normal e serem independentemente distribuídos.

Correlação

Considerando que a distribuição conjunta de X e Y, ambas variáveis aleatórias, seja uma distribuição normal bidimensional e μ_y e σ_y^2 sejam a média e a variância de Y, μ_x e σ_x^2 sejam a média e a variância de X. O coeficiente de correlação entre Y e X é definido como:

$$\rho = \frac{c}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (27)$$

Sendo σ_{XY} a covariância entre Y e X e ρ varia de -1 a 1.

O coeficiente de correlação da amostra, R, é dado por:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i (X_i - \bar{X})}{[\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2]^{1/2}} = \frac{S_{XY}}{(S_{XX} S_{YY})^{1/2}} \quad (28)$$

Ainda de acordo com Montgomery et. al. 2009, o coeficiente de correlação não tem significado quando a variável x é uma variável matemática (não aleatória) porque o valor de R depende da escolha do espaçamento de x . Então define-se o coeficiente de determinação R^2 .

$$R^2 = \hat{\beta}_1^2 \frac{S_{XX}}{S_{QT}} - \hat{\beta}_1 \frac{S_{XY}}{S_{QT}} - \frac{SQ_R}{S_{QT}} \quad (29)$$

Regressão linear múltipla Stepwise (passo a passo)

O algoritmo principal foi modelado de acordo Draper et al., 1998, o qual propôs um método sistemático que adiciona e remove termos de um modelo multilinear com base em sua significância estatística em uma regressão.

O método começa com um modelo inicial e em seguida compara o poder explicativo dos modelos maiores com os modelos menores de forma incremental. Em cada etapa, o p-valor de uma estatística F é calculada para testar os modelos com e sem o termo

potencial. Se um termo não está neste momento no modelo, a hipótese nula é que o termo teria um coeficiente zero se adicionado ao modelo. Se houver evidência suficiente para rejeitar a hipótese nula, o termo é adicionado ao modelo. Por outro lado, se um termo está atualmente no modelo, a hipótese nula é que o termo tem um coeficiente zero. Se não há evidência suficiente para rejeitar a hipótese nula, o termo é removido do modelo.

Tal método estatístico se denomina regressão linear múltipla stepwise (RS), que é um modelo de regressão multilinear desenvolvida passo a passo. O método de RS selecionou os descritores que tiveram maior influência ou maior significância dada pela estatística F, de forma iterativa.

Os coeficientes de um modelo de regressão (β_i) e o termo independente ou intercepto (β_0) da Equação 30, foram utilizados na estimação da massa corporal no modelo RS.

$$y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^K \beta_k (X_{i1}, X_{i2}, X_{i1}, \dots, X_{ip}) + \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n, \quad (30)$$

Em que:

K = número de coeficientes do modelo;

p = número de descritores ou componentes principais;

y_i = i -ésima resposta;

B_k = k -ésimo coeficiente, e β_0 é o termo constante no modelo;

X_{ij} = i -ésima observação na variável preditora, $j = 1, \dots, p$;

ε_i = i -ésimo termo de ruído, isto é, erro aleatório.

Para se avaliar a significância estatísticas dos resultados optou-se por utilizar o teste t de Student, e assim rejeitar ou não uma hipótese nula. Foi adotado o valor de 95% de intervalo de confiança, ou seja, a hipótese nula foi rejeitada para p-valores menores que 5%.

Os algoritmos foram criados com o auxílio do software MATLAB® R2013, e o desenvolvimento do programa computacional foi realizado com diversos subprogramas, como por exemplo o subprograma de cálculo de descritores, o subprograma de regressão (RS), os subprogramas de cálculo dos erros e o subprograma de gravação de arquivos.

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

As imagens RGB e de profundidade (Figura 8) foram capturadas e através delas foram calculados descritores conforme o item 4.3.

Foram selecionados 12 bovinos aleatórios (*A1, A5, A6, A8, A9, A10, A11, A12, A15, A16, A18 e A19*) como amostras para o treinamento. Para validação dos resultados foram usados os bovinos (*A2, A3, A4, A7, A13, A14, A17 e A20*). A Tabela 1 mostra a média de cada descritor, o desvio padrão, os valores mínimos e máximos, assim como a correlação individual dos descritores com a massa corporal e o p-valor associado.

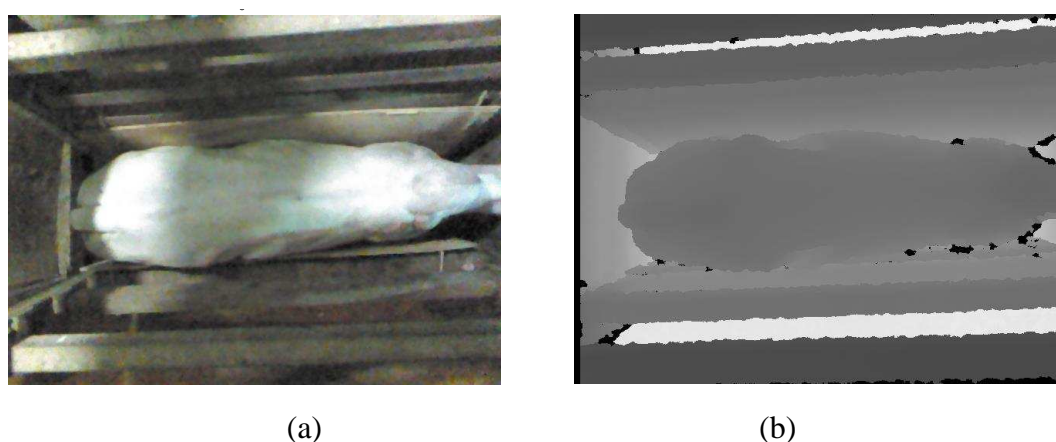


Figura 8: (a) Imagem RGB da amostra 1 e (b) imagem de profundidade do sensor IR da amostra 4

O efeito de cada descritor pode ser analisado pelos gráficos de dispersão dos descritores pela massa do animal como mostrados na Figura 10. Como os descritores tem extensões de valores diferentes, estes foram também normalizados no intervalo [0 1] afim de simplificação gráfica e para sua utilização nos modelos de regressão.

Percebe-se que nenhum tem comportamento linear, e em alguns casos pode-se observar que alguns descritores têm comportamentos similares uns aos outros como por exemplo: Área e Volume, os termos da série de Fourier $b1$, $b2$ e $b3$, e as energias wavelet Wene6 e Wene7. Descritores similares ou que sejam combinações lineares uns dos outros podem inflar o modelo linear pois não acrescentam novas informações sobre a variável de resposta (massa corporal), prejudicando assim os resultados do modelo utilizado.

Tabela 1: Tabela dos resultados dos descritores para as amostras

Descritores (d)	Média	Desvio Padrão	Valor Mín	Valor Máx	Correlação (r)	p-valor
(d1) Área (pixel ²)	1,15E+05	1,30E+04	8,19E+04	1,32E+05	0,6000	0,0406
(d2) Fator volumétrico (pixel ² x mm)	1,59E+08	2,07E+07	1,07E+08	1,86E+08	0,6800	0,0149
(d3) Fator Forma (*)	5,74E-01	4,91E-02	4,61E-01	6,74E-01	0,1100	0,7286
(d4) Esfericidade (*)	1,92E+02	1,30E+01	1,56E+02	2,17E+02	0,5200	0,0831
(d5) Rel. Diâmetros (*)	2,97E+00	3,65E-01	2,33E+00	3,72E+00	-0,1700	0,5917
(d6) Solidez (*)	9,50E-01	1,67E-02	9,10E-01	9,78E-01	0,1000	0,7465
(d7) Extensão (*)	7,85E-01	3,89E-02	7,07E-01	8,47E-01	0,2300	0,4749
(d8) Compacidade (*)	9,50E-01	1,67E-02	9,10E-01	9,78E-01	0,1000	0,7465
(d9) Fator de mínimo volume (pixel ⁻²)	1,25E-06	1,75E-07	1,08E-06	1,85E-06	-0,6600	0,0205
(d10) Fator de máximo volume (pixel ⁻²)	3,69E-06	4,70E-07	3,03E-06	5,18E-06	-0,7800	0,0030
(d11) Fator de mínima área (pixel ⁻¹)	2,26E-03	1,89E-04	1,97E-03	2,82E-03	-0,3700	0,2381
(d12) Fator de máxima área (pixel ⁻¹)	6,66E-03	4,91E-04	5,88E-03	8,16E-03	-0,5400	0,0673
(d13) Altura Média (mm)	1,37E+03	3,23E+01	1,30E+03	1,41E+03	0,7600	0,0041
(d14) a1 de Fourier (*)	8,39E+01	1,16E+01	5,75E+01	1,05E+02	0,1100	0,7257
(d15) a2 de Fourier (*)	2,76E+00	2,37E+00	-5,85E-01	8,47E+00	0,2600	0,4179
(d16) a3 de Fourier (*)	3,76E+00	2,44E+00	9,61E-01	9,21E+00	0,0003	0,9993
(d17) b1 de Fourier (*)	1,70E+00	3,75E+00	-8,20E+00	8,58E+00	0,0670	0,8368
(d18) b2 de Fourier (*)	-6,28E+00	4,27E+00	-1,23E+01	5,88E+00	-0,1300	0,6972
(d19) b3 de Fourier (*)	-4,08E+00	3,75E+00	-9,89E+00	1,94E+02	-0,1300	0,6765
(d20) dc de Fourier (*)	1,78E+02	1,07E+01	1,49E+02	1,94E+02	0,4300	0,1622
(d21) Ene.1 Wavelet (*)	9,98E+01	5,50E-02	9,97E+01	9,99E+01	0,3700	0,2379
(d22) Ene.2 Wavelet (*)	4,42E-02	1,60E-02	2,60E-02	8,70E-02	-0,1900	0,5612
(d23) Ene.3 Wavelet (*)	7,57E-02	2,20E-02	5,00E-02	1,34E-01	-0,2500	0,4266
(d24) Ene.4 Wavelet (*)	1,45E-03	5,59E-04	8,07E-04	2,96E-03	-0,2100	0,5212
(d25) Ene.5 Wavelet (*)	3,77E-02	1,44E-02	1,95E-02	7,21E-02	0,0160	0,9606
(d26) Ene.6 Wavelet (*)	3,14E-04	1,17E-04	1,99E-04	6,60E-04	-0,5800	0,0479
(d27) Ene.7 Wavelet (*)	6,55E-03	3,09E-03	3,46E-03	1,47E-02	-0,8800	0,0001
(d28) Entr.1 Wavelet (*)	-4,25E+10	4,68E+09	-4,78E+10	-2,49E+10	0,1200	0,7034
(d29) Entr.2 Wavelet (*)	2,77E+06	3,97E+04	2,69E+06	2,85E+06	0,2300	0,4772

Os descritores com (*) são adimensionais. Um pixel horizontal equivale a 4,3946 mm e um pixel vertical equivale a 4,2509 mm, considerando-se a câmera posicionada a 2590 mm do solo (Equações 1 e 2).

Percebe-se que os descritores *d1* (Área), *d2* (Fator Volumétrico), *d9* (Fator de mínimo volume), *d10* (Fator de máximo volume), *d13* (Altura média) e *d26* e *d27* (6^a e 7^a componentes das Energias Wavelet), foram os descritores que tiveram melhores correlações com a massa corporal. Considerando um nível de significância de 5%, calculou-se o p-valor associado a cada descritor, confirmando a significância das correlações.

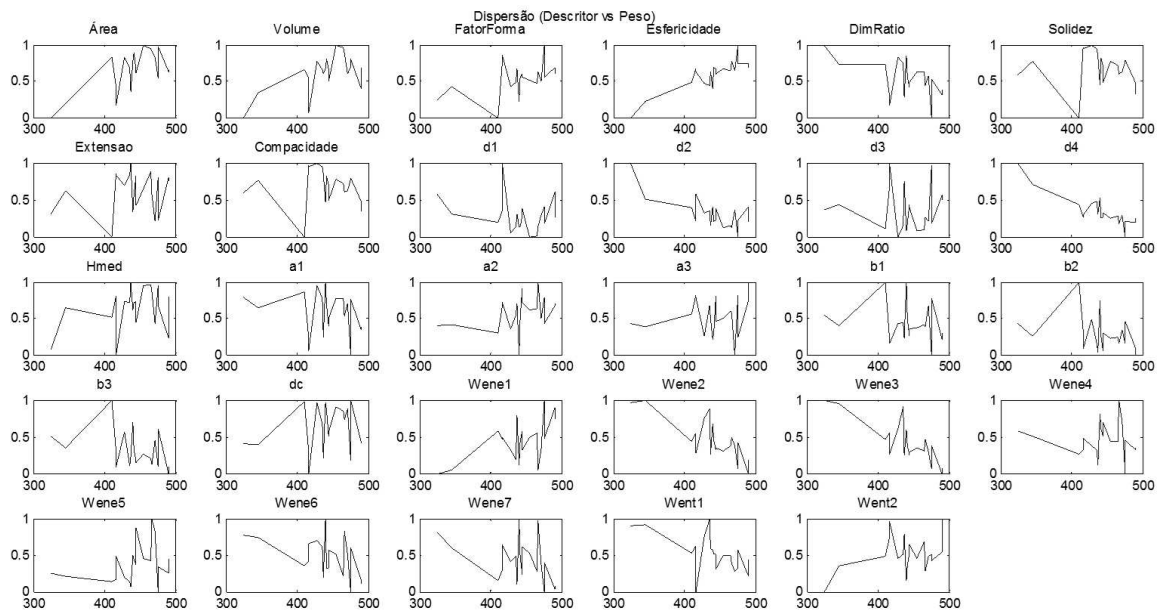


Figura 9: Dispersão entre massa corporal (eixo-x) e os descritores normalizados (eixo y)

Ainda assim o descritor que apresentou o maior coeficiente de correlação (r) foi o descritor $d27$ (7ª componente da Energia Wavelet), com $r = -0,88$ e $p\text{-valor} = 0,0001$. Percebe-se pela Figura 10, que este descritor não é tão linear a ponto de representar satisfatoriamente a massa corporal, o que motivou na procura de um método mais eficiente e robusto.

5.1.MÉTODOS DE REGRESSÃO STEPWISE

Foi utilizado o método de regressão linear múltipla RS, afim de estimar as variáveis descritoras que possuem capacidade de prever a variável de resposta massa corporal. Este método funciona interativamente, adicionando e removendo os termos descritores ao modelo, a fim de encontrar o melhor modelo, satisfazendo critérios baseados em significância estatística.

O primeiro procedimento foi ajustar o modelo inicial, o que é feito automaticamente pelo algoritmo *stepwisefit* do software Matlab® R2013.

O segundo procedimento foi: se alguns dos descritores que não estão no modelo tem p -valores menores que uma tolerância de entrada (ou seja, se é pouco provável que eles tenham coeficiente zero se adicionado ao modelo), foi adicionado o descritor com o menor p -valor e repetido este procedimento.

O terceiro procedimento foi: se qualquer um destes termos no modelo tem p-valores superiores a uma tolerância de saída (isto é, se é pouco provável que a hipótese de um coeficiente zero ser rejeitado), foi removido aquele descritor com o maior p-valor.

Os procedimentos são feitos iterativamente até que se encontre o modelo melhor ajustado, com p-valores dentro da faixa determinada. O máximo p-valor para que um termo fosse adicionado no modelo foi configurado no valor de 0,05 e o mínimo valor para que um termo fosse removido foi configurado no valor de 0,10.

Dependendo das condições do modelo inicial e a ordem em que os termos são adicionados e removidos, o método pode construir modelos diferentes a partir do mesmo conjunto de termos potenciais. O método terminou quando nenhum passo melhorou o modelo.

De acordo com Draper et al., 1998, não há garantia, no entanto, que um modelo inicial diferente ou uma sequência de passos diferente não irão levar a um melhor ajuste. Neste sentido, os modelos graduais são localmente ideal, mas não necessariamente globalmente ideal.

Os descritores selecionados com base nos resultados da regressão para o teste t do método RS são mostrados na Tabela 2. Os descritores *d7* (Extensão), *d10*, *d18* (2º termo da série de Fourier), *d21* (1ª componente de energia wavelet) e *d27* (7ª componente de energia wavelet) foram os mais significativos para o modelo. Os demais descritores foram excluídos automaticamente pelo programa por não possuírem o *p-valor* da estatística F menor do que 5%.

Tabela 2: Resultados do método de regressão stepwise (RS) para o teste *t*.

<i>D</i>	β	<i>EP</i>	<i>t</i>	<i>p-valor</i>
7	-28,4422	9,0825	-3,1316	2,03E-02
10	-109,8652	13,9300	-7,88692	2,20E-04
18	-100,6695	16,3598	-6,15347	8,44E-04
21	-196,0914	14,6322	-13,4014	1,07E-05
27	-292,4909	18,6568	-15,6775	4,27E-06

D é o descritor; β é o coeficiente linear; *EP* é o erro padrão; *t* é a estatística de teste (t de Student); *p-valor* é o p-valor associado ao descritor.

O valor do intercepto (β_0) foi de 726,80 e o erro médio quadrático foi de 5,71%, implicando em um coeficiente de determinação $R^2 = 0,9933$ e um R^2 ajustado com o valor de 0,9877

Tabela 3: Resultados do Stepwise para o treinamento

<i>Amostra</i>	<i>Massa real (kg)</i>	<i>Massa Estimada (kg)</i>	<i>Erro %</i>
1	325	324,17	-0,26
5	475	467,71	-1,54
6	417	418,46	0,47
8	345	344,92	-0,02
9	436	438,87	0,77
10	438	442,61	1,17
11	475	469,59	-1,14
12	442	440,70	-0,29
15	440	436,03	-0,90
16	491	491,38	0,08
18	465	471,78	1,57
19	471	471,78	0,17
<i>Erro Médio Quadrático (EMQ)</i>			0,88

Aplicando-se a equação de regressão com os coeficientes lineares da Tabela 2 e o valor do intercepto (β_0), obtém-se os valores de predição da massa corporal, conforme mostrado nas Tabelas 3 e 4. A equação geral do modelo pode ser construída conforme Equação 30.

Tabela 4: Resultados do Stepwise para a validação

<i>Amostra</i>	<i>Massa real (kg)</i>	<i>Massa Estimada (kg)</i>	<i>Erro %</i>
2	416,5	425,08	2,06
3	410	492,43	20,11
4	455	492,97	8,35
7	428	465,62	8,79
13	490	281,34	-42,58
14	445	518,42	16,50
17	467	386,18	-17,31
20	445	402,81	-9,48
<i>Erro Médio Quadrático (EMQ)</i>			19,46

Para o treinamento dos dados, o modelo se ajustou significativamente, retornando um erro médio quadrático (EMQ) de 0,88%, como pode ser verificado na Tabela 3. Já para o conjunto de validação indicada na Tabela 4, obteve-se um EMQ de 19,46% e um erro máximo de -42,58% para o bovino 13.

6. CONCLUSÕES

O Kinect mostrou-se uma ferramenta adequada para a obtenção de imagens de Profundidade através de seu sensor infravermelho, possibilitando a extração de características como a altura e características tridimensionais, como por exemplo o volume.

O método de regressão linear múltipla stepwise (RS) mostrou-se eficaz para o treinamento, apresentando coeficiente de determinação ajustado $R^2 = 0,9877$ e erro médio quadrático de 0,88%. Na validação dos dados, o erro médio quadrático foi de 19,46%. Os descritores escolhidos iterativamente pelo método foram d7 (Extensão), d10, d18 (2º termo da série de Fourier), d21 (1ª componente de energia wavelet) e d27 (7ª componente de energia wavelet).

O método RS teve resultado satisfatório na predição da massa dos bovinos da raça Nelore, visto que apresentou alto valor do coeficiente de determinação. Portanto essa pesquisa mostrou que a utilização de uma ferramenta computacional com algoritmos de processamento de imagens, cálculo de descritores e predição estatística é viável e justificável perante os custos elevados dos atuais métodos de mensuração da massa corporal de bovino.

7. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Sugere-se como trabalhos futuros, o aperfeiçoamento dos descritores das imagens, acrescentando novos descritores mais explicativos e/ou removendo descritores ruins, com alto nível de ruídos e/ou fatores aleatórios, pois a qualidade dos descritores tem enorme influência na estimação de parâmetros de resposta, como a massa do animal.

Além disso, outros métodos de predição e regressão podem ser analisados, apesar do método RS ser uma ferramenta poderosa. Para que fosse possível analisar todas as combinações possíveis de 12 imagens de estimação num banco de 20 imagens, seria necessário analisar 125.970 combinações sem repetição ($C\left(\frac{12}{20}\right)$), o que indica que os resultados podem ainda ser melhorados com auxílio de métodos de otimização, na busca por soluções que por exemplo minimizem os erros ou p-valores associados aos métodos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ACHARYA T.; RAY A. K. **Image Transformation. Image Processing – Principles an application.** New Jersey: John Willey & Sons, Inc; 2005:61-78.

BRODY, S.; E. C. ELTING. 1926. **A new method for measuring surface areas and its utilization to determine the relation between growth in weight and skeletal growth in dairy cattle.** Research Bull. No. 89. Univ. of Missouri Agric. Exp. Stn., Columbia.

CHIZZOTTI, M. L.; MONTEIRO, G. R. **Sensor Infravermelho para avaliação biométrica de bovinos.** 2012. Universidade Federal de Lavras - UFLA

CNPC (Conselho Nacional de Pecuária de Corte) – Brazilian National Beef Cattle Council. <http://www.cnpc.org.br/>

CYRILLO, J. N. S. G.; MERCADANTE, M. E. Z.; BONILHA, S. F. M.; ARNANDES, R. H. B. **Relações entre medidas biométricas, características de carcaça e cortes cárneos comerciais em bovinos Zebu e Caracu.** 2013. Centro Avançado de Pesquisa Tecnológica dos Agronegócios em Bovinos de Corte (CAPTA), Instituto de Zootecnia (IZ), Agência Paulista de Tecnologia dos Agronegócios (APTA), Secretaria de Agricultura e Abastecimento do Estado de São Paulo (SAA)

COELHO A. G. M. S. **Localização de pessoas em cenários de Assisted Living.** 2014. Dissertação (Mestrado) – Faculdade de Engenharia Universidade do Porto.

DA SILVA, J. F. **Sistema de Armazenamento de Imagens Comprimidas Através da Transformada Wavelet.** 2008. Dissertação (Mestrado) - Faculdade de Engenharia - UNESP – Campus de Ilha Solteira.

DRAPER, N. R., SMITH, H.. **Applied Regression Analysis.** Hoboken, NJ: Wiley-Interscience, 1998. pp. 307–312.

DE PAULA, N.F.; TEDESCHI, L.O.; PAULINO, M.F.; FERNANDES, H.J.; FONSECA, M.A. 2013. **Predicting carcass and body fat composition using biometric measurements of grazing beef cattle.** Journal of Animal Science, Sci.91, p.3341–3351, 2013

FERNANDES, H. J.; TEDESCHI, L. O.; PAULINO, M. F.; PAIVA, L. M., 2009. **Determination of carcass and body fat compositions of grazing crossbred bulls using body measurements.** Journal of Animal Science. SCI 2010, 88:1442-1453.

FISHER, A. V. 1975. **The accuracy of some body measurements on live beef steers.** Livestock Production Sci. 2, p.357–366, 1975

FURON, A. C.; RIDDLE, C. W.; SMITH, R.; WARLAND, J. S. **Wavelets analysis of wintertime and spring thaw CO₂ and N₂O fluxes from agricultural fields.** Agricultural and Forest Meteorology, v.48, p.305-317, 2008.

GONZALES, R. C. **Digital Image Processing.** Prentice Hall; 2nd edition - January 15, 2002.

JANOCH, A., KARAYEV, S., YANGQING, J., BARRON, J.T., FRITZ, M., SAENKO, K., DARRELL, T., 2011. **A category-level 3-D object dataset: putting the kinect to work.** International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops), 2011 (IEEE) Barcelona. pp. 1168–1174.

JONES, S. D. M., PRICE, M.A.; BERG, R. T. BERG. 1978. **A review of carcass density, its measurement and relationship with bovine carcass fatness.** J. Anim. Sci. 46, p.1151–1158, 1978.

JÚNIOR, J. K. K.; DE SOUZA, B. B.; FILHO, N. W. C. F.; PINTO, F. A. C.; REIS, A. M.; VILLIBOR, G. P. 2011. **Identificação de avarias e desgaste de ferramenta de usinagem por imagens digitais.** In: 10º Congresso Iberoamericano de Engenharia Mecânica (CIBEM), Porto. Faculdade de Engenharia Universidade do Porto.

KIM H. Y.; LÓPEZ, G. A. P. **Reconhecimento de Padrões Invariante Afim Baseado nos Coeficientes de Fourier de Projeções Radiais.** VI Workshop de Visão Computacional, 2010.

KVALBEIN, M. **The use of a 3D Sensor (Kinect) for Robot Motion Compensation.** Dissertação (Mestrado) — University of Oslo, 2012.

KUZUHARA Y., KAWAMURA K., YOSHITOSHI R., TAMAKI T., SUGAI S., IKEGAMI M., KUROKAWA Y., OBITSU T., OKITA M., SUGINO T., YASUDA T., 2015. **A preliminarily study for predicting body weight and milk properties in lactating Holstein cows using a three-dimensional camera system.** Computers and Electronics in Agriculture, 186-193

LAWRENCE, T. L. J., V. R. FOWLER. 2002. **Growth of Farm Animals**. 2nd ed. CAB Publ., New York, NY.

LÉZORAY, O.; GRADY, L. (eds.) (2012). **Image Processing and Analysis with Graphs**. CRC Press, Taylor & Francis.

LIMBERGER, F. A. **Geração de Trimaps em tempo real utilizando o Kinect**. 2011. Monografia (Graduação) - Universidade Federal de Santa Maria Centro de Tecnologia Departamento de Eletrônica e Computação Curso de Ciência da Computação.

MAGALHÃES, H. O. **Análise de sinais para engenheiros: Uma abordagem via Wavelet**. 1. ed., Rio de Janeiro: Brasport, 2007. 268p.

MARCONDES, M.I.; PAULINO, P.V.R.; FILHO, S.C.V.F.; GIONBELLI, M.P.; SILVA, L.F.C.; TODESCHI, L.O. 2011. **Predição da composição química corporal e da carcaça de animais nelore puros e cruzados**. Revista Brasileira de Zootecnia. v.40, p. 66 – 84, 2011.

MICROSOFT – Tecnologia e Desenvolvimento. <https://dev.windows.com/en-us/kinect>

MONTEIRO, G. R. 2015. **Uso de câmera de infravermelho para prever peso, composição corporal e de carcaça em bovinos Nelore e Angus**. Dissertação (Mestrado) apresentado Universidade Federal de Lavras – UFLA.

MONTGOMERY, D. C; RUNGER, G. C. **Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros**. Rio de Janeiro. 4ª Edição. Editora LTC, 2009.

MUSCI, M.; FEITOSA, R. Q.; COSTA, G. A. O. P.; VELLOSO, M. L. F. **Assessment of Binary Coding Techniques for Texture Characterization in Remote Sensing Imagery**. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters (Print), v. PP, p. 1-5, 2013.

PARADELLA, W. R. **Introdução ao processamento digital de imagens de sensores remotos aplicados a geologia**. São José dos Campos: INPE, 1990. 45p. (INPE-5023-RPE/616).

PASSATUTO, D.G. **Sistema Automatizado Multissensorial Microprocessado para Controlar a Ingestão Alimentar do Gado em Confinamento**. Trabalho de conclusão de curso (Graduação) apresentado a Universidade Federal de São Carlos, 2012.

PAL, N. R.; PAL, S. K. **A Review On Image Segmentation Techniques**. Pattern Recognition, Calcutta, v. 26, n. 9, p. 1277 – 1294, 1993.

PIRES, D.S. **Estimação de movimento a partir de imagens RGBD usando homomorfismo entre grafos**. Tese (Doutorado) apresentada a Universidade de São Paulo (USP) – 2013

POURSABERI, A.; BAHR, C.; PLUK, A.; NUFFEL, A. V.; BERCKMANS, D. **Real-time automatic lameness detection based on back posture extraction in dairy cattle: Shape analysis of cow with image processing techniques**. Computers and Electronics in Agriculture, v.74, n.1, p.110-119, 2010

PRATT, W.K. **Digital Image Processing**. Wiley Interscience, 1991.

REIS, A. J. R.; DA SILVA, A. P. A. **Aplicação da transformada wavelet discreta na previsão de carga a curto prazo via redes neurais** - Sba Controle & Automação vol.15 no.1 Campinas Jan./Mar. 2004

SEVEGNANI, K. B.; CARO, I. W.; PANDORFI, H.; SILVA, I. J. O.; MOURA, D. J. **Zootecnia de precisão: análise de imagens no estudo do comportamento de frangos de corte em estresse térmico**. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, v.9, n.1, p.115-119, 2005

SILVA, L. **Segmentação de Imagens de profundidade por detecção de bordas**. 2000. Dissertação (Mestrado) apresentado a Universidade Federal do Paraná.

SIMIONATO, A. C. **Representação, acesso, uso e reuso da Imagem Digital**. 2012. Dissertação (Mestrado) - Faculdade de Filosofia e Ciências, Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho.

SOLOMOM, C.; BRECKON, T. 2011. **Fundamentals of Digital Image Processing - A Practical Approach with Examples in Matlab**. Ed. Wiley Blackwell, Ltd - John Wiley & Sons - ISBN 978 0 470 84472 4 (hardback) ISBN 978 0 470 84473 1 (pbk.) – 355p.

SOUZA, S.; LEAL, A. BARIONI, C.; MATOS, A.; MORAIS, J.; ARAÚJO, M.; NETO, O.; SANTOS, A.; COSTA, R. 2009. **Utilização de medidas biométricas para estimar peso vivo em ovinos**. Asociación Latinoamericana de Producción Animal – ALPA.

SOUZA, S. F., R. G. COSTA, K. T. RESENDE, I. A. M. A. TEIXEIRA, E. P. CAVALCANTI FILHO, R. M. FERREIRA, E M. E. F. OLIVEIRA. 2007. **Avaliação**

das curvas de crescimento de caprinos das raças Saanen e 7/8 Boer durante a fase de aleitamento. Mem. Reunião Anual da Sociedade Brasileira de Zootecnia 44:127

SOUZA, S. R. L.; NÄÄS, I. A.; MOURA, D. J. **Análise de imagens para a caracterização das atividades de vacas leiteiras dentro do galpão de confinamento.** Revista Engenharia Agrícola, v.31, n.6, p.1036-1043, 2011

STONE, E., SKUBIC, M., 2011. **Evaluation of an inexpensive depth camera for in-home gait assessment.** J. Ambient Intell. Smart Environ. 3, 349–361.

STOWERS, J., HAYES, M. AND BAINBRIDGE-SMITH, A. (2011). **Altitude control of a quadrotor helicopter using depth map from microsoft kinect sensor,** IEEE International Conference on Mechatronics, IEEE, pp. 358 - 362.

TEIXEIRA, J. M.; REIS, B.; MACEDO, S.; KELNER, J.. (2012). **Uma avaliação estatística do problema de registro de imagens de profundidade usando o Kinect.** Artigo de Graduação em Tecnologia da Informação, Universidade Federal de Pernambuco.

VIAZZI, S., BAHR, C., VAN HERTEM, T., SCHLAGETER-TELLO, A., ROMANINI, C.E.B., 2014. **Comparison of a three-dimensional and two-dimensional camera system for automated measurement of back posture in dairy cows.** Comput. Electron. Agric. 100, 139–147.

VILLAROMAN, N., ROWE, D. AND SWAN, B. (2011). **Teaching natural user interaction using openni and the Microsoft Kinect Sensor.** Proceedings of the 2011 conference on Information technology education, ACM New York, NY, USA c 2011, pp. 227 - 232.

WEBER, A., SALAU, J., HAAS, J.H., JUNGE, W., BAUER, U., HARMS, J., SUHR, O., SCHONROCK, K., ROTHFUS, H., BIELETZKI, S., THALLER, G., 2014. **Estimation of backfat thickness using extracted traits from an automatic 3D optical system in lactating Holstein- Friesian cows.** Livestock Sci. 165, 129 –137.

YÁÑEZ, E. A. 2002. **Desenvolvimento tecidual e características da carcaça de cabritos Saanen, com diferentes pesos e níveis nutricionais.** Tese (Doutorado) apresentada a Universidade Estadual Paulista, Jaboticabal, São Paulo.

ZOPPA, L. M. 2012. **Estimativa do ponto de abate de bovinos Nelore confinados a partir de medidas obtidas do animal vivo.** Dissertação (Mestrado) apresentado a Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos da USP, Pirassununga, São Paulo.

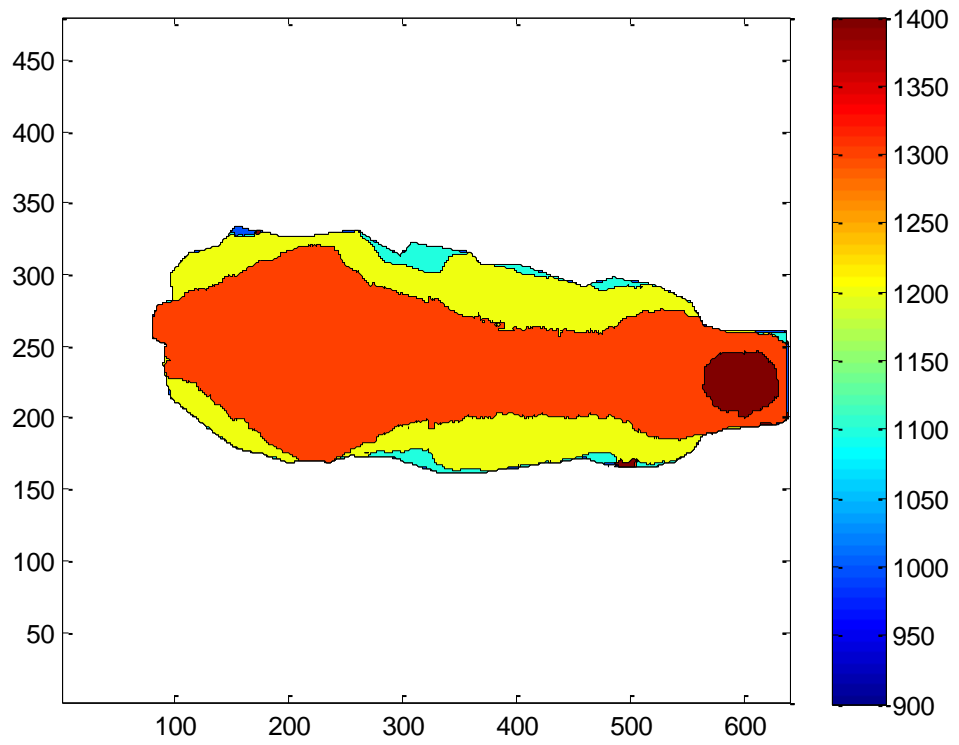
APÊNDICES

APÊNDICE A

Amostra dos bovinos em imagem RGB e Imagem de Profundidade



APÊNDICE B
Curvas de nível geradas



Curvas de Nível nas alturas de 1000mm, 1100mm, 1200mm, 1300mm, 1400mm e 1500mm

APÊNDICE C

Pseudocódigos do algoritmo de cálculo dos descritores implementados no Software
MATLAB®

Algoritmo 1: Cálculo dos Descritores

Entradas: *amostras*

Saídas: *Descritores*

INICIO

```
N = Tamanho(amostras); % Índice do banco de imagens[1 a 20]
H0 = 2590;
Carrega massa;
Descritores = [ ];
PARA i = 1:N
    Carregue Idepth; %Carrega imagem de Profundidade
    Carregue Máscara BW;
    Z = H0 - Idepth;
    BWn = BW. *Z;
    BWn(pixels > 1800) = 0; % Elimina pixels c/ altura >1800mm.
    BWn = Filtro_Dilatação_Erosao(BWn);
    Calcule Area;
    Calcule Envoltória Convexa;
    Calcule Volume;
    Calcule Descritores de Forma;
    Calcule Descritores Empíricos;
    Calcule Energia e Entropia Wavelets;
    Calcule Coeficientes de Fourier;
    Armazene as métricas calculadas em Descritores;
```

FIM

Salva *Descritores* em arquivo

FIM

Pseudocódigo do Algoritmo de Cálculo dos Descritores

APÊNDICE D

Dados do Projeto com o número de protocolo de registro na CEUA

10/12/2015

SisPPG - Sistema de Pesquisa e Pós-Graduação

DADOS DO PROJETO: DESENVOLVIMENTO DE UM MODELO PARA AVALIAÇÃO DO PESO CORPORAL DE BOVINOS

Número do Projeto:	182590
Número de Registro:	50317266095
Data de Registro:	12/02/2015
Revisão:	Não
Modalidade do Projeto:	Projeto Autônomo
Projeto envolve Organismo Geneticamente Modificado?	Não
Projeto envolve Pesquisa com Seres Humanos?	Não
Projeto envolve Pesquisa com Animais?	Sim → Protocolo de registro do projeto na CEUA: 122/2014
Projeto Relacionado a Treinamento?	Sim
Modalidade do Projeto Relacionado a Treinamento:	Mestrado
Título do Projeto:	DESENVOLVIMENTO DE UM MODELO PARA AVALIAÇÃO DO PESO CORPORAL DE BOVINOS
Palavras Chaves:	Sensores; automação; zootecnia de precisão
Grupo de Pesquisa do CNPq Certificado pela UFV:	http://dgp.cnpq.br/dgp/espelhogrupo/9400247031038360
Área de Conhecimento (CNPq):	Ciências Agrárias - Engenharia Agrícola - Máquinas e Implementos Agrícolas
Linha de Pesquisa:	Agricultura de Precisão
Resumo dos Objetivos:	Objetivo Geral: Desenvolver um sistema automático para estimativa do peso corporal de bovinos utilizando técnicas de processamento de imagens em três dimensões. Objetivos específicos: -Coletar as imagens digitais e gerar a nuvem de pontos tridimensionais. - Gerar os índices biométricos com base na nuvem de pontos. -Desenvolver um modelo com base em uma rede neural artificial para estimar o peso corporal de bovinos.
Local de Execução do Projeto:	DEA/ZOO
Data de Início:	01/08/2011
Término Previsto:	31/07/2015
Departamento	DEA

Projeto Vinculado (Participação em Convênio)

Convênio	Não
----------	-----

Fontes de Financiamento

Bolsas:	Instituição: CNPq Valor - R\$: 18000.00
Financiamento:	--
Valor Total:	R\$ 18.000,00

Equipe do Projeto

Participação	Categoria	Nome	Titulação	Departamento
--------------	-----------	------	-----------	--------------

<https://www2.dl.ufr.br/sisppg/scripts/projetos/verProjeto.php#>

1/2