

Identificação da Massa de Suínos Utilizando Visão Computacional para Ajuste dos Parâmetros de Insensibilização

André M. Severo*, Guilherme de S. Weizenmann**

* *Laboratório de Instrumentação e Controle, Instituto Federal de Ciência e Tecnologia de Santa Catarina, Chapecó, SC, Brasil. (e-mail: and.severoo@gmail.com)*

***Laboratório de Instrumentação e Controle, Instituto Federal de Ciência e Tecnologia de Santa Catarina, Chapecó, SC, Brasil. (e-mail: guilherme.weizenmann@ifsc.edu.br)*

Abstract: knowledge of the variables of a process and from these be able to define with assertiveness the values of control parameters are fundamental steps for the optimization of a system. The variation in the size and weight of pigs of the same batch is a great problem for the slaughterhouses, since the parameters of the stunners must be adjusted according to the mass of the animal. In this way, this article aims be able to identify the live weight of pigs using computer vision tools, so that in the future it is possible to define the stunning parameters through this technique. Studies in this segment show that it is possible to capture images, treat them and use them for pattern recognition and definition of the area that the region of interest occupies. Adding to the knowledge of the structure of pigs and the relationships between size and weight of the animal, it was possible to identify the pig mass with 8% variation of the real value and define which stunning parameters are most suitable for application at the moment of stunning. With this technique it is possible to reduce the losses of meat characterized by bruises, bone fractures and bleeding, consequences of the stunning process performed with misfed values. In addition to the economic benefits to industries, such improvement makes the meat production more sustainable.

Resumo: Conhecer as variáveis de um processo e a partir destas definir com maior assertividade os valores dos parâmetros de controle é um importante passo para conseguir sistemas mais otimizados. A variação do tamanho e peso de suínos de um mesmo lote é um grande problema para os frigoríficos, pois os valores de tensão, corrente e frequência dos insensibilizadores devem ser ajustados de acordo com a massa do animal. Desta forma, este trabalho trata-se de um estudo inicial do desenvolvimento de um sistema para identificar a massa de suínos através das ferramentas da visão computacional, para que futuramente seja possível definir os parâmetros de insensibilização com auxílio desta técnica. Estudos neste segmento mostram que é possível capturar imagens, tratá-las e utilizá-las para reconhecimento de padrões e definição da área que a região de interesse ocupa. Adicionando a isto o conhecimento da estrutura de suínos e às relações entre tamanho e o peso do animal, foi possível identificar a massa de suínos com 8% de variação do valor real. Aplicando esta técnica aos sistemas de insensibilização é possível melhorar o resultado do atordoamento, evitando o descumprimento das normas de bem estar animal e ainda reduzir as perdas de carnes caracterizadas por hematomas, fraturas ósseas e sangramentos, consequências do processo realizado com valores desajustados. Assim, além dos benefícios econômicos para as indústrias, tal melhoria torna a produção de carne mais sustentável.

Keywords: Computer vision; pigs stunning; weight estimation.

Palavras-chaves: Visão computacional; insensibilização de suínos; cálculo de massa.

1. INTRODUÇÃO

O aumento da eficiência dos sistemas de abate de frigoríficos é tema recorrente nas indústrias que desenvolvem tecnologias para este segmento. Diminuir as perdas presentes no processo de insensibilização dos animais é um dos desafios que estão em constante discussão nas empresas produtoras de carnes, solicitando que haja aumento na capacidade de abate e ao mesmo tempo diminuição das perdas por hematomas e fraturas quando o animal é atordoado.

Grande parte dos frigoríficos utilizam sistemas de abate em que o animal é insensibilizado por um choque elétrico antes do sacrifício, no qual os parâmetros de tensão, corrente e frequência deste choque variam conforme a raça, a nutrição, a idade e principalmente o peso dos suínos. Quanto maior for o conhecimento sobre estas variáveis, melhor será a eficiência da insensibilização, conseguindo resultados positivos na qualidade da carne e diminuindo as perdas relacionadas a este processo (EFSA, 2004; Gregory e Grandin, 1998; Nodari et al. 2014).

Entretanto, o comum é haver variações significativas no tamanho dos suínos em um mesmo lote, tornando inviável que para cada animal que será insensibilizado o operador tenha de ajustar os parâmetros do atordoador, resultando em animais que saem do processo semiacordados, algo péssimo do ponto de vista do bem-estar animal, que exige a completa inconsciência do suíno antes do sacrifício (Ludtke et al. 2016), ou o exagero dos parâmetros citados acima, que acarretam em inúmeros problemas, como rompimento de tendões, fraturas ósseas e hematomas, que se caracterizam por perdas, já que as partes em que se detectam estes problemas serão descartadas (Miele et al. 2010). Assim é notável como um sistema automático que consiga identificar a massa do suíno antes da insensibilização é de extrema importância, justificando o desenvolvimento de tecnologias voltadas para esta aplicação.

As áreas “sujas” dos frigoríficos, local onde os animais serão atordoados e posteriormente abatidos, são ambientes difíceis de conseguir instalar sistemas alternativos, seja pela falta de planejamento dos abatedouros, pelo projeto não adequado das instalações e principalmente, pela exigência de um sistema de robustez elevada, visto a quantidade de situações em que o mesmo estará sujeito a dejetos, impactos, água, poeira, etc. Desta maneira, é uma tarefa árdua conseguir desenvolver uma solução que consiga suportar estas condições e entregar resultados satisfatórios. O uso de células de carga para pesagem de suínos no pré-abate, por exemplo, se mostrou uma ótima ideia, porém, sem sucesso na prática, pois os sensores acessíveis não suportaram o ambiente degradante, além do problema de como fazer a separação dos animais para pesagem individual, tudo isso somado aos custos de adaptação estrutural necessária para este tipo de sistema tornaram a iniciativa pouco atrativa.

Com isso, novas tecnologias, que não necessitem de grandes alterações estruturais nas linhas de abate e que sejam mais robustas, surgem como excelentes alternativas para este mercado, uma vez que problemas relacionados ao ajuste dos parâmetros de insensibilização representam parte significativa das perdas de carnes. Em alguns abatedouros, quando estas perdas não ultrapassam 8% a situação é considerada normal e dentro dos padrões.

Uma alternativa interessante aos sistemas convencionais de inspeção é o campo da visão computacional, onde surgem cada vez mais soluções para as mais variadas aplicações, inclusive para os frigoríficos.

Por definição, a visão computacional é a responsável pela captura e análise de imagens, com o intuito de simular características da visão humana, como reconhecimento e percepção das informações do ambiente (Backes et al. 2016). Sua aplicação é cada vez mais significativa em diversos campos, seja para reconhecimento facial, inspeções de qualidade em processos industriais, monitoramento de áreas com veículos não tripulados etc. (Jorge e Inamasu, 2014).

No campo da pecuária a visão computacional tem sido empregada para inspeções e auxílio do controle de qualidade dos produtores. Estudos buscam identificar fatores que possam prejudicar o crescimento dos animais nas fazendas, a

alimentação, tempo de descanso e transporte, fato que impacta diretamente na qualidade da carne no abate (Schofield et al. 1999).

Também pode ser aplicada para conseguir identificar características físicas, como o peso e o tamanho de animais, área em que existem pesquisas desenvolvidas com o objetivo de calcular o peso de frangos, ovelhas e suínos vivos. Para estes últimos, a partir de medidas específicas do corpo é possível estimar a partir de imagens a massa com erro entre 5 e 6% dos valores reais (Brandl e Jørgensen, 1996).

A maioria destas aplicações faz, a partir da captura de amostras de imagens, o tratamento e a identificação do corpo dos animais, extraíndo informações como a área ocupada, a medida da largura do corpo, ou alguma marca específica para identificação dos animais dentro do curral.

Estes métodos são usados para fazer a dosagem de ração durante a fase de crescimento do animal, monitorar seu crescimento, estabelecer padrões entre seus hábitos de descanso, alimentação e hidratação, entre outras (Schofield et al. 1999).

Aliando estes conhecimentos às características conhecidas do ambiente em frigoríficos, é possível associar ambos e propor soluções que consigam reduzir o impacto que a variância nas características corpóreas dos suínos causa no momento da insensibilização.

Em conjunto com a empresa Fluxo Equipamentos Industriais, que produz insensibilizadores presentes em inúmeros frigoríficos e é referência em tecnologias para este segmento, a proposta deste trabalho é utilizar imagens capturadas de suínos e com o auxílio destes métodos de identificação da massa através de técnicas da visão computacional, conseguir estimar a massa dos animais para ser utilizada no momento do pré-abate, tornando possível definir os parâmetros de insensibilização mais indicados para estes suínos. Com isso, é possível conhecer e posteriormente controlar o efeito da variável peso presente no processo de abate que muitas vezes é ignorada dada a dificuldade em sua identificação, para assim ser possível aumentar a eficiência dos abatedouros com uma solução que não gere grandes impactos nas estruturas físicas das linhas de abates já existentes.

1.1 Insensibilização de suínos

A insensibilização de suínos é realizada através do método de eletronarose por três pontos, onde na cabeça do animal circula uma corrente elétrica entre dois pontos, um atrás de cada orelha, e o terceiro no peito, próximo ao coração, provocando perda dos sentidos e parada cardíaca.

Para ambos os pontos, os efeitos que cada componente elétrica possui são os mesmos. A tensão garante que a resistência elétrica criada pela gordura do corpo será vencida no início do choque e que a corrente indicada para aquele suíno será atingida.

A frequência e a corrente são responsáveis diretas pela qualidade da insensibilização, quanto maiores, melhores

serão os efeitos do atordoamento até o limite em que há morte do animal devido a valores exagerados e acarretam maiores porcentagens de fraturas e perdas de carne. A frequência costuma não variar e na maioria dos abatedouros e fica em torno de 600Hz para o choque aplicado na cabeça e 100Hz para o aplicado no peito. Sendo que o principal fator a ser controlado é a corrente.

Por fim a resistência corpórea dos suínos varia de animal para animal, porém os insensibilizadores possuem sistemas de controle que manipulam a corrente ou a tensão durante a descarga elétrica para garantir as especificações iniciais.

Assim, como a corrente é a variável mais importante deste processo, podendo ser definida por uma relação com a massa do animal.

Atualmente, na maioria dos frigoríficos o método de medição do peso dos suínos é feito através de uma média do lote inteiro, onde o caminhão é pesado antes e depois de descarregar os animais, essa diferença é dividida pela quantidade de porcos e assim tem-se um valor estimado.

Como é comum encontrar diferença de até 80kg em um lote de suínos entre o animal mais leve e o mais pesado, sendo que para todos a mesma configuração dos parâmetros de insensibilização serão aplicados, a implementação de qualquer método que seja mais eficiente na medição da massa de cada animal é, sem dúvidas, uma grande melhoria.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

2.1 Ferramenta de desenvolvimento

Existem inúmeras linguagens de programação e softwares que são capazes de trabalhar com sistemas de visão computacional. A biblioteca OpenCV®, por exemplo, é distribuída de forma gratuita e conta com interface para linguagens como C++®, Python® e Java®, sendo compatível com Windows®, Linux®, Mac OS®, iOS® e Android®. Possui inúmeros módulos e bibliotecas para adaptações a plataformas e linguagens e para aumentar seu desempenho (Bradski e Kaehler, 2008).

Sua grande vantagem está na quantidade de artigos e projetos que a utilizam, gerando bibliografias extensas e mais funcionalidades conforme seu uso. Porém, por ser escrita em C® e C++®, normalmente necessita de adaptações para funcionar em outras linguagens, caso da biblioteca SimpleCV® para Python® (Bradski e Kaehler, 2008).

Como alternativa surgem os softwares matemáticos, como o MATLAB® e o LabVIEW®, ferramentas computacionais muito confiáveis. Várias destas possuem recursos destinados ao estudo e desenvolvimento de programas voltados para a área da visão computacional.

O MATLAB® possui linguagem de programação própria, bastante similar a linguagem C®, muito conhecida e utilizada. Seu uso agrega valor a todo sistema pela confiabilidade que possui e a todos os recursos de bibliografia disponíveis atualmente.

Por afinidade e conhecimento obtido de aplicações anteriores, o MATLAB® foi escolhido como plataforma de desenvolvimento.

2.2 Ambiente de aquisição das imagens

Uma das maneiras estudadas para obter-se as imagens consiste em gravar um pequeno vídeo com a câmera voltada para baixo, a cerca de 2 metros do solo, onde o objetivo é conseguir selecionar frames em que apareça as costas do suíno, visto que medidas como o comprimento entre a cauda e o pescoço, a largura dos ombros e em alguns casos a largura dos quadris são importantes para chegar ao cálculo da massa. Estes métodos apresentam valores calculados com diferença em torno de 5% do real (Wang et al., 2008).

Alguns autores aplicam conceitos de fotografia ao estudo, como o uso de mais de uma câmera, iluminação artificial, regulagem do foco, abertura de lente e uso de um ambiente controlado para captura das fotos (Wang et al., 2008).

Com isso, há várias maneiras de se obter as imagens, levando em conta qual o método utilizar para capturar a foto, tipo da câmera, seu posicionamento e configurações, se será um vídeo onde se selecionará os melhores frames ou várias fotos em que a melhor é escolhida.

A escolha das fotografias para serem usadas no estudo foi feita manualmente, onde buscou-se as em que o animal aparecia inteiramente, na posição horizontal e com foco no corpo do suíno.

Cogitou-se no início das discussões sobre o projeto instalar um sistema para captura das imagens em um frigorífico, para possuir maior grau de compatibilidade com o cenário de aplicação, porém a opção teve de ser descartada. Assim, foi necessário procurar algum produtor local que autorizasse que as imagens fossem capturadas em sua propriedade. Definido este produtor, começou-se o processo de preparação para aquisição das fotos.

Em outros projetos similares, foi possível identificar alguns pontos, como o uso de iluminação artificial e ter um fundo contrastante com a cor de pele dos suínos, que seriam importantes para auxiliar no momento do processamento das imagens (Silva e Weizenmann, 2018).

Um agravante do local onde as imagens foram obtidas era o espaço onde os animais ficavam alojados, como na maioria das granjas deste tipo, um curral construído de madeira. Foi necessário fixar a câmera em uma viga no teto de maneira que fosse possível capturar imagens do solo em uma área onde o suíno passaria ou ficaria parado.

Para diminuir a incidência de luz natural no ambiente, cobriu-se uma das paredes com uma lona preta e outra foi posicionada no solo onde o animal circularia para obter maior contraste do fundo da imagem com o objeto de interesse. Usou-se uma luminária com uma lâmpada de 1200K (vermelho) próxima ao animal para ressaltar o tom de pele nas fotografias e uma segunda fonte de luz com iluminação

em torno de 3000K (amarelo) para eliminar sombras que a luz natural pudesse gerar.

Conforme os suínos circulavam pelo ambiente a lona do chão ficava mais suja e com o intuito de manter o animal parado, um pouco de ração foi colocada sobre a lona, o que acabou gerando ruídos e posteriormente exigiu tratamentos para isolar a área de interesse.

2.3 Aquisição das amostras

A etapa de aquisição é o momento em que se simula o que os olhos capturam. É a etapa inicial de qualquer sistema de visão computacional e é realizada por scanners, filmadoras, máquinas fotográficas, webcams, etc. (Backes et al. 2016).

O produtor dispunha de 3 suínos com tamanho razoável para o estudo, definidos como suíno_1, suíno_2 e suíno_3 para identificação posterior.

Em média foram capturadas 10 imagens de cada suíno, com e sem a luz vermelha, com e sem a luz amarela e sem ambas as luzes. Buscou-se capturar apenas imagens em que o animal estivesse na posição horizontal, conforme Fig. 1, para ter um padrão para ser mais simples a tarefa de selecionar e identificar determinadas regiões.



Fig. 1 Exemplo de amostra.

Após isso pesou-se cada animal com uma balança de contra peso para posteriormente ser feita a comparação dos valores calculados e medidos.

Para captura das imagens foi usada uma webcam cedida pela Fluxo, da marca Logitech® modelo C525, com 720p de resolução máxima e foco automático. Uma câmera para uso pessoal, normalmente empregada para chamadas de vídeo, mas que atendeu as necessidades.

2.4 Processamento de imagens

Após as imagens serem escolhidas, com auxílio das toolboxes do MATLAB é necessário aplicar filtros para eliminar ruídos, interpretar a geometria corporal do animal e identificar medidas importantes para a relação entre área e massa. Várias ferramentas são utilizadas nestes processos e é possível definir um fluxograma com os passos que foram seguidos, Fig. 2.

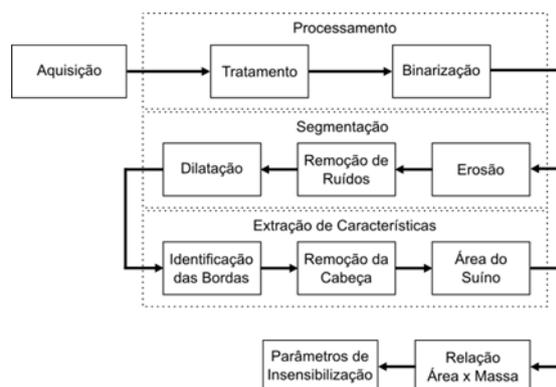


Fig. 2 Fluxograma de operações.

2.4.1 Processamento

Esta etapa é a responsável por melhorar a imagem, eliminando alguns ruídos, salientando bordas, aumentando o contraste e outros processos que tenham o objetivo de adequar a imagem para as próximas fases (Backes et al. 2016).

No tratamento as imagens são convertidas para tons de cinza e tem seu contraste aumentado para facilitar a identificação da região de interesse.

A binarização consiste em transformar a imagem para níveis binários, exemplificado na Fig. 3, onde o 0 representa o preto, fundo da imagem e o 1, branco, representa o suíno.



Fig. 3 Imagem binarizada.

2.4.2 Segmentação

Responsável por particionar a imagem em regiões de interesse, nesta etapa o corpo do suíno é isolado para conseguir extrair a área com maior nível de exatidão.

É possível que ruídos estejam próximos ou até conectados a região de interesse, o que faz com que a área seja alterada e conseqüentemente interpretada erroneamente. Uma das maneiras de conseguir desconectar estes ruídos é usar o método de erosão, que faz com que as redondezas dos pixels sejam reduzidas. Isto faz com que regiões conectadas por pequenos ruídos se desconectem, porém, também causa perdas da região de interesse, Fig. 4.

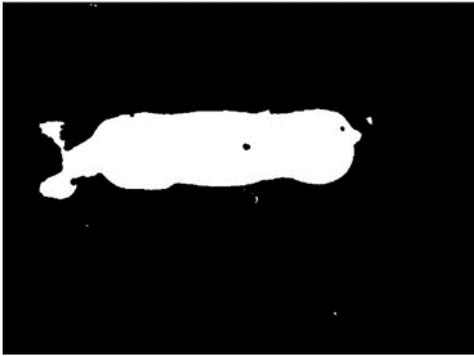


Fig. 4 Imagem após erosão.

Os ruídos remanescentes representam áreas pequenas, muito menores que a região de interesse, bastando-se remover áreas menores que um valor n que pode ser calculado empiricamente pelo usuário, Fig. 5.

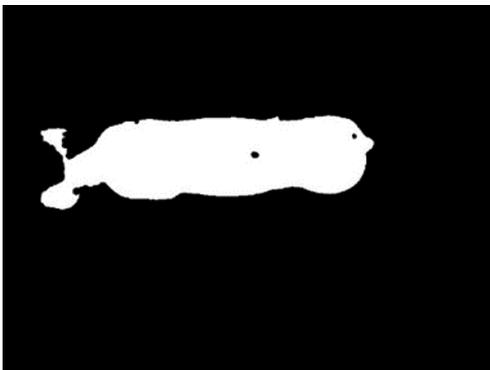


Fig. 5 Imagem após a remoção de ruídos.

Para recuperação da área perdida pelo processo de erosão, utilizou-se seu processo inverso, conhecido como dilatação, que faz com que os pixels tenham sua área dilatada de acordo com parâmetros de tamanho e forma estabelecidos. Pequenos “buracos” da região de interesse são preenchidos com a função *fillholes*, Fig.6.

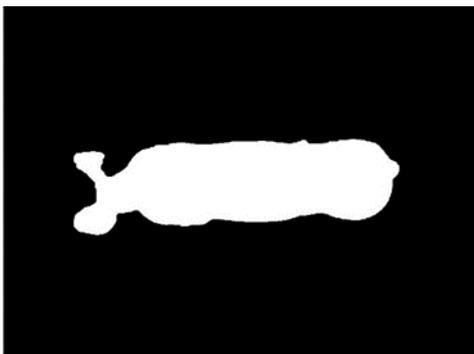


Fig. 6 Imagem após a dilatação e preenchimento.

2.4.3 Extração de Características

Etapa em que o objetivo é obter um conjunto de características do objeto de interesse. Em outras palavras, essa fase é responsável por encontrar uma codificação numérica que represente a imagem (Backes et al. 2016).

A identificação das bordas foi um passo necessário para calcular a largura do corpo para correções da área e para remoção da cabeça. Após os primeiros cálculos da massa percebeu-se que com a cabeça e as orelhas presentes o erro ficava aproximadamente 50% maior do que quando eram removidas. Para extração dessa região, um método é o de identificar a derivada da largura do corpo, pois na parte do pescoço haverá uma grande variação da medida, tornando possível localizar e remover os pixels dessa região, Fig. 7 e Fig. 8 (Wang et al., 2008).

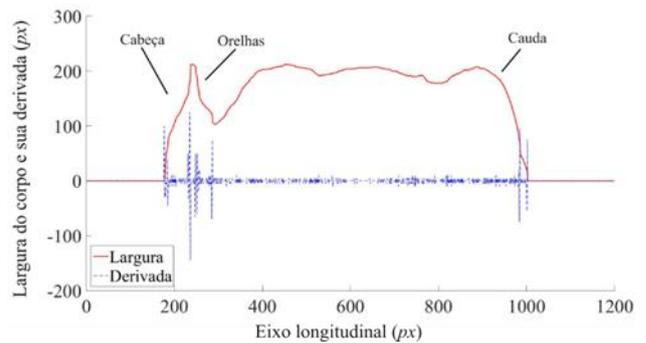


Fig. 7 Largura do corpo e sua derivada ao longo do eixo longitudinal (em pixels)

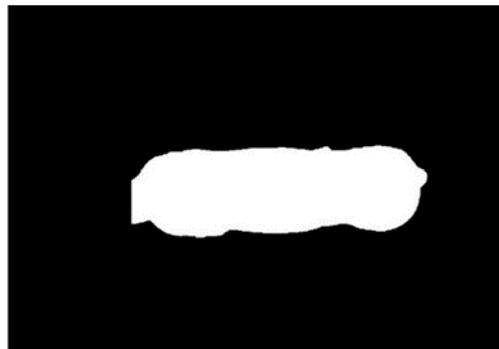


Fig. 8 Imagem após remoção da cabeça.

Com a realização destas etapas torna-se possível aplicar o algoritmo que relaciona estas medidas encontradas com a massa.

2.5 Cálculo da massa

Para se identificar os objetos e suas características presentes na imagem, a visão computacional trabalha com reconhecimento de padrões (Lucena et al. 2016). Quando se trata da estimação de perímetros, áreas e volumes, os métodos consistem em definir relações entre as medidas para que ao obter-se a imagem, os algoritmos busquem identificar estas medidas para estimar a variável que se deseja conhecer (Li et al. 2013).

Uma das maneiras mais utilizadas para conhecer estas variáveis é feita através da contagem dos pixels da região de interesse da imagem (Kollis et al. 2007; Wang et al., 2008).

Estudos para definir o peso de suínos usam diferentes métodos. As soluções variam conforme as situações para captura da imagem se apresentam, disponibilidade de material e quais parâmetros se tem acesso (Li et al. 2013). Porém, um ponto em comum de todos é a relação da área que o suíno ocupa com seu peso. Desde os anos 90 existem artigos que conseguem relacionar estas duas medidas (Brandl e Jørgensen, 1996).

Alguns autores levam em consideração fatores genéticos, alimentação, raça e a idade dos suínos ao estudo, gerando relações diferentes e modelos que levam em conta até a altura do animal (Brandl e Jørgensen, 1996). Obtida através do auxílio de mais uma câmera instalada na lateral de maneira que consiga identificar a distância do chão até as costas dos porcos (Kollis et al. 2007; Wang et al., 2008).

Como só foi possível trabalhar com a imagem das costas e a inserção da raça ao estudo necessitaria de modelos mais complexos optou-se por usar a equação (1) apresentada no trabalho de Li et al. (2013), onde m é a massa e A representa a área em metros quadrados.

$$m = -15,56 + (411,3 * A) \quad (1)$$

Calculada a massa do suíno, a partir de consultas a documentos com a relação de massa x parâmetros de insensibilização presentes na empresa parceira deste trabalho, uma tabela relacionando estas duas variáveis pode ser estabelecida e ser usada pelo MATLAB para apresentar as faixas de valores mais indicadas de acordo com os dados para a insensibilização dos animais.

3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

3.1 Cálculo da massa

Os valores de massa obtidos apresentaram margem de 8% de diferença do medido no dia da aquisição das imagens. Esta variação acontece devido a vários fatores, que durante o trabalho ficaram mais claros e possibilitaram entender o impacto que causam no resultado do cálculo.

Possuir alto contraste entre a região de interesse e o fundo da imagem e ter o chão limpo, por exemplo, reduziriam a perda de pixels no momento da remoção de ruídos. Dispor de mais uma câmera para capturar imagens laterais do suíno e identificar sua raça poderiam também melhorar o resultado, já que, como citado anteriormente, algumas aplicações semelhantes conseguem medições com menos de 6% de diferença do valor real.

Mesmo com estes pontos, o algoritmo funcionou para as três amostras e na tabela 1 são apresentados os resultados de massa obtidos após a aplicação da equação de relação e o erro entre o valor real.

Das 10 amostras coletadas de cada suíno buscou-se usar as que tivessem melhor foco e contraste, onde o corpo inteiro

estivesse presente e que o foco da imagem estivesse no corpo do animal.

Tabela 1. massa calculada, massa efetiva e o erro entre as duas

| | Massa calculada (kg) | Massa efetiva (kg) | Erro (%) |
|--------|----------------------|--------------------|----------|
| Suíno1 | 59,03 | 57,3 | 3,02 |
| Suíno2 | 80,58 | 76,8 | 4,92 |
| Suíno3 | 72,48 | 67,5 | 7,38 |

Das amostras coletadas, as que apresentaram melhores resultados foram as que houve iluminação artificial de 1200K. O resalto de contraste que este tipo de luz proporcionou auxiliou a identificação da região de interesse. Isto também teve impacto direto no resultado do algoritmo para identificação da massa, pois até para o suíno que apresentava manchas escuras no corpo a perda de área causada pelo tratamento da imagem foi menor e possível de correção, fato que não foi possível com as imagens sem este tipo de luz.

3.2 Análise dos Resultados

Mesmo com a variação que o cálculo de massa apresenta, o avanço que esta técnica de identificação e ajuste traz pode melhorar significativamente o processo de insensibilização.

Outro ponto são as melhorias para aquisição das imagens identificadas durante o desenvolvimento deste projeto, que se bem estruturadas e trabalhadas podem melhorar o resultado e tornar o processo ainda mais controlado e assertivo. O desenvolvimento atual ainda depende de um operador para fazer a aquisição e selecionar a melhor imagem, o que ainda seria um empecilho para implantação real.

4. CONCLUSÃO

Os valores obtidos são satisfatórios visto que atualmente não há qualquer sistema que meça esta variável no momento de pré-abate nos frigoríficos do país. Dada a restrição de conseguir identificar a raça dos suínos, devido às variações que existem nos lotes que chegam aos abatedouros, e o trabalho extra de modelar uma equação para cada, um modelo genérico que usa a área para encontrar a massa do animal e retorna valores com 8% de variação mostra-se um avanço importante para diminuir as perdas de carne devido às insensibilizações efetuadas com parâmetros desajustados. Este é um passo importante para o aprofundamento no estudo da relação da massa com os parâmetros de insensibilização e aponta que esta pode ser uma técnica promissora para resolução deste problema que várias empresas produtoras de carnes enfrentam atualmente.

O número de amostras de animais para este trabalho foi baixo devido as condições apresentadas para execução e testes com quantidades maiores de suínos são necessários, pois conseguiriam identificar mais melhorias para serem implementadas e aumentariam a confiabilidade do sistema.

O método proposto é interessante por não exigir alterações significativas no modelo atual de abate usado no Brasil. Uma vez que para este tipo de sistema os frigoríficos precisariam apenas de um computador para executar o algoritmo, instalar um sistema de captura de imagens, de iluminação e pintar o chão para aumentar o contraste, por exemplo, no momento em que estes estão na fila pré-insensibilização.

A possibilidade de implementar sistemas de redes neurais para identificar automaticamente a presença do animal e selecionar as melhores imagens para utilização se mostra interessante, já que eliminaria a necessidade de um operador para captura e seleção das fotografias. Outra melhoria identificada é desenvolver um sistema embarcado que acompanhe o insensibilizador e transforme esta etapa uma característica dos equipamentos para este segmento, atrelando mais valor de mercado para o produto e conseguindo incentivar o desenvolvimento de tecnologias para este setor.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a Fluxo Equipamentos Eletrônicos que disponibilizou material para uso e consulta e ao IFSC.

REFERÊNCIAS

- Backes A. R., Junior, S. and Mesquita J., Introdução à visão computacional usando MATLAB. Rio de Janeiro: Alta books editora, 2016.
- Bradski, G. and Kaehler, A., Learning OpenCV. O'Reilly Media Inc., 2008.
- Brandl, N. and Jørgensen, E., Determination of live weight of pigs from dimensions measured using image analysis, Computers and electronics in agriculture, vol. 15, no. 01, pp. 57-72, Jan. 1996.
- EFSA, Welfare aspects of animal stunning and killing methods. EFSA Journal, 2004.
- Gregory, N. and Grandin, T. Animal welfare and meat science. New York: CABI Publishing, 1998.
- Jorge, L. A. C. and Inamasu R. Y., Uso de veículos não tripulados (VANT) em agricultura de precisão, Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar, pp 109-134, 2014.
- Kollis, K., Phang, C. S., Banhazi, T. M. and Searle, S. J., Weight estimation using image analysis and statistical modelling: A preliminary study, Applied engineering in agriculture, vol. 23, no. 01, pp. 91-96, Jan. 2007.
- Li, Z., Luo, C., Teng, G. and Liu, T., Estimation of pig weight by machine vision: A review. International Conference on Computer and Computing Technologies in Agriculture.
- Lucena, O., Veloso, L. R. and Lopes, W. T., Implementação de um Sistema de Reconhecimento de Objetos em Imagens, Revista de Tecnologia da Informação e Comunicação, vol. 06, no. 02, pp. 34-42, Oct. 2016.
- Ludtke, C., Peloso, J., Dalla Costa, O. et al., Bem-estar animal na produção de suínos: frigorífico. Brasília: ABCS:Sebrae, 2016.
- Miele, M., Machado, J. and Ludtke, C., "Os caminhos da suinocultura", AgroANALYSIS, vol. 30, no. 01, pp 35-45, jan. 2010.
- Nodari, S., Polloni, A., Giacomelli S., Vezzoli F. and Galletti, G. Assessing pig welfare at stunning in Northern Italy commercial abattoirs using electrical method, Large Animal Review, vol. 20, no. 2, pp. 87-91, Apr. 2014. [
- Schofield, C. P., Marchant, J. A., White, R. P., et al. "Monitoring pig growth using a prototype imaging system", Journal of Agricultural Engineering Research, vol. 72, no. 03, pp. 205-210, 1999.
- Silva, H. R. Z. and Weizenmann, G. S., Algoritmo para reconhecimento automatizado de defeitos em frangos de linha de produção utilizando visão computacional, XXII Congresso Brasileiro de Automática, 2018.
- Wang, Y., Yang, W., Winter, P. and Walker, L., Walk-through weighing of pigs using machine vision and an artificial neural network, Biosystems Engineering, vol. 100, no. 01, pp. 117-125, Apr. 2008.