

IDENTIFICAÇÃO DO ESPELHO NASAL DE BOVINOS

Guilherme Alves Rosa

guilhermealvesrosa@outlook.com

Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, Paraná, Brasil

Leyza Baldo Dorini

lbdorini@gmail.com

Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, Paraná, Brasil

Ricardo Dutra da Silva

ricardodutr@gmail.com

Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, Paraná, Brasil

RESUMO

A identificação e rastreabilidade de bovinos é crucial para o controle de políticas de segurança no âmbito de produção de alimentos. Por utilizar uma característica física única, inviolável e insubstituível, além de acompanhar o animal durante toda a vida e ter sua eficácia solidamente comprovada, a identificação biométrica mostra-se a mais confiável. Este trabalho tem como objetivo utilizar identificar a região de interesse para futuramente reconhecer automaticamente um animal. Nos testes experimentais, foi utilizada a base de dados disponibilizada pela USP, composta por 1007 imagens de 51 bovinos diferentes. Cada animal possui entre 10 e 23 imagens de dimensão 2048 x1536 pixels. Foram recortadas 265 imagens para o treinamento, gerando 265 positivas e 265 negativas, a partir das quais foram criados 4000 exemplos artificiais. Para identificação da região de interesse foi aplicada a classificação em cascata utilizando características de Haar. O classificador foi treinado com 20 estágios e 4000 exemplos. Das 1007 imagens da base, 940 tiveram seu focinho identificado. Os erros tipicamente identificam o queixo do animal. Como trabalhos futuros, serão aplicadas técnicas de processamento de imagens e aprendizado de máquina para a identificação biométrica de bovinos utilizando imagens do espelho nasal.

PALAVRAS-CHAVE: Reconhecimento de padrões, Aprendizado de máquina, Identificação biométrica .

Recebido: 31 ago 2018

Aprovado: 04 out 2018

Direito autoral:

Este trabalho está licenciado sob os termos da Licença Creative Commons-Atribuição 4.0 Internacional.





INTRODUÇÃO

A identificação e rastreabilidade de bovinos é crucial para o controle de políticas de segurança no âmbito de produção de alimentos, muitas organizações reconhecem a importância do desenvolvimento de sistemas com esse propósito (Gaber et al, 2016). A atividade pecuária acontece em diversas regiões e normalmente os bovinos são vendidos antes do abate, dado isso, pode-se haver uma falta de informação sobre a origem e a saúde do gado abatido, gerando um grande risco para a saúde dos consumidores de carne. A habilidade de identificar o gado possibilita e facilita a coleta de dados sobre sua origem e saúde, facilitando o controle de vacinação, o conhecimento sobre a trajetória de doenças e limitando as perdas dos produtores (Awad, 2016; Gimenez, 2015). Após a descoberta da Encefalopatia Espongiforme Bovina, ou doença da vaca louca, sistemas de identificação e rastreabilidade foram melhorados por grandes exportadoras de carne (Sofos, 2008).

No Brasil, em 2017, foram abatidas 30,83 milhões de cabeças de bovinos sob algum tipo de serviço de inspeção sanitária (IBGE, 2018). As exportações de carne bovina *in natura* chegaram a 1,53 milhões de toneladas (ABIEC, 2018), colocando o Brasil como o maior exportador de carne bovina no mundo (Reuters, 2018). O Brasil ainda é suscetível a embargos de exportações, pois países concorrentes no mercado recorrem a barreiras não-tarifárias, como “sociais”, “ambientais” e “sanitárias” (Gimenez, 2015). Geralmente os embargos surgem com a falha do gerenciamento de informações sobre o produto, causando falhas nas tomadas de decisões dos gestores, e reduzindo a força do produto brasileiro. Para se garantir um mínimo de gerência, é necessário fazer o acompanhamento do animal desde o seu nascimento até o abate (Leick, 2016), desta maneira, um sistema que identifique o animal se torna necessário.

A identificação de animais pode ser realizada de diversas maneiras, que podem ser classificadas como mecânicas, eletrônicas e biométricas (Gaber et al, 2016). Métodos como brincos, colares, tatuagens e marcações a ferro quente, são classificados como mecânicos. Tais métodos comumente apresentam algumas problemáticas, como a necessidade de contenção do animal, problemas na leitura, erros de transcrição, possibilidade de duplicação, perdas de brincos, e perda da identificação no abate ao ter chifre e peles removidos (Gimenez, 2011). A Identificação por rádio frequência, ou *Radio Frequency Identification* (RFID), é um método eletrônico que utiliza sinais de rádio para fazer uma identificação automática, utilizando etiquetas RFID colocadas no animal (Want, 2006). A maior limitação do método eletrônico é a de que as etiquetas podem ser perdidas dentro do animal, removidas, ou danificadas (Gaber et al, 2016). Com os problemas apresentados pelas identificações mecânicas e eletrônicas, a identificação biométrica surge como um modo de solucionar os mesmos. Por utilizar uma característica física única, inviolável e insubstituível, além de acompanhar o animal durante toda a vida e ter sua eficácia solidamente comprovada, como na utilização da digital humana, a identificação biométrica se mostra mais confiável (Gimenez, 2015).

Os padrões do espelho nasal dos bovinos vêm sendo estudados desde 1921 (Noviyanto e Arymurthy, 2013). Foi mostrado que esses padrões são capazes de

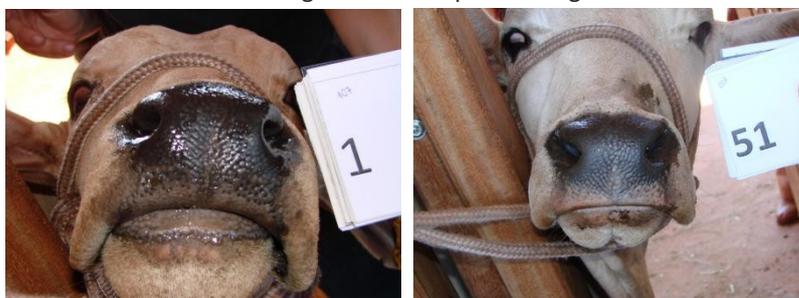
identificar os bovinos unicamente, assim como a digital humana (Baranov et al, 1993; Noviyanto e Arymurthy, 2013). Fotos do espelho nasal podem ser utilizadas para identificação do animal, através do uso de técnicas de processamento de imagens e aprendizado de máquina.

Este trabalho tem como objetivo utilizar técnicas de processamento de imagens e aprendizado de máquina para identificar a região de interesse, o espelho nasal do bovino, para futuramente fazer identificação biométrica dos bovinos.

MATERIAIS E MÉTODOS

Nos testes experimentais, será utilizada a base de dados disponibilizada pela Universidade de São Paulo (USP), composta por 1007 imagens de 51 bovinos diferentes. Cada animal possui entre 10 e 23 imagens de dimensão 2048 por 1536 pixels. Exemplos de imagens da base podem ser vistas na Figura 1. Como pode ser observado, elas são relativamente complexas, contendo um fundo não controlado e variações de iluminação e escala.

Figura 1 – Exemplo de imagens da base



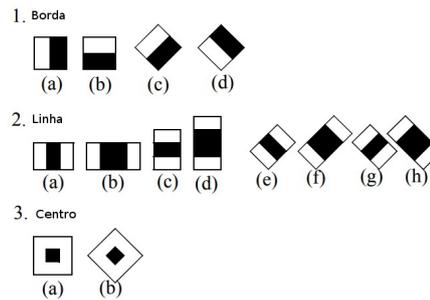
Fonte: Base disponibilizada pela USP-SP.

Para identificação da região de interesse, será aplicada a classificação em cascata utilizando características de Haar. Proposta por (Viola e Jones, 2001) para detecção de objetos em uma imagem, tem como objetivo utilizar uma cascata de classificadores com N estágios para otimizar o reconhecimento de objetos. Cada estágio de uma cascata é criado através da combinação de funções de classificação, no caso do algoritmo proposto por Viola e Jones é utilizado o AdaBoost (Freund e Schapire, 1997).

Os estágios tem como objetivo diminuir o número de regiões sendo analisadas na imagem, sendo assim, os estágio iniciais descartam regiões que não possuem o objeto e caso uma região passe pelo último estágio da cascata é porque ela contém o objeto. Esse algoritmo utiliza as características de Haar (Viola e Jones, 2001; Lienhart e Maydt, 2002) para treinar os classificadores de cada estágio, tais características podem ser vistas na Figura 2.

O classificador foi treinado utilizando a biblioteca OpenCV para Python e a base disponibilizada pela USP.

Figura 2 – Características de Haar

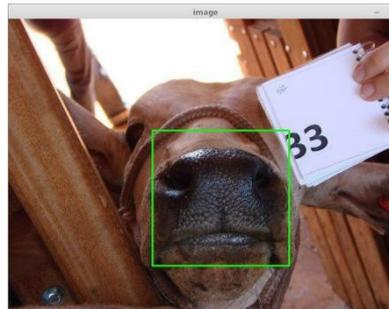


Fonte: Adaptado de (Lienhart e Maydt, 2002).

RESULTADOS E DISCUSSÕES

Para o treinamento do classificador, são necessários exemplos positivos e negativos do que se deseja identificar. Para este trabalho, um exemplo positivo consiste em uma imagem do espelho nasal bovino, e um negativo em qualquer imagem que não contenha um espelho nasal. A separação de tais imagens foi feita utilizando-se imagens da base da USP e um *script* em Python que possibilita a identificação manual do focinho. Tendo como entrada uma sequência de imagens, o *script* abre uma imagem por vez, onde pode-se selecionar o espelho nasal bovino, como ilustrado na Figura 3.

Figura 3 – Espelho nasal selecionado na imagem original



Fonte: Autoria própria.

Com o espelho nasal selecionado, a imagem é recortada de forma a gerar duas novas imagens, a do espelho nasal, Figura 4 a esquerda, e a imagem original sem o focinho mas com o vazio preenchido por valores da própria imagem, Figura 4 a direita.

Figura 4 – Exemplos de imagens de saída



Fonte: Autoria própria.



A partir das imagens positivas e negativas geradas manualmente seguindo o procedimento descrito acima, outros exemplos foram criados artificialmente, utilizando-se a função *create_samples* da biblioteca Opencv. Tais exemplos foram criados ao se colar imagens positivas em diferentes ângulos, tamanhos, e rotação em imagens negativas. A posição em que a imagem positiva está fica salva para que o classificador possa diferenciar o que é negativo e o que é positivo. Por fim, um arquivo *.vec* é criado e nele temos todos os exemplos criados anteriormente, juntamente com as informações da posição da imagem positiva, este arquivo é passado como entrada para o treinamento do classificador.

Foram recortadas 265 imagens para o treinamento, gerando 265 positivas e 265 negativas, a partir das quais foram criados 4000 exemplos artificiais. As imagens positivas utilizadas neste cenário seguem o exemplo da Figura 4. O classificador foi treinado com 20 estágios e 4000 exemplos, obtendo um resultado satisfatório. Das 1007 imagens da base, 940 tiveram seu focinho identificado, enquanto apenas 67 tiveram outras partes da imagem identificadas como focinho, e em sua maioria o queixo do animal.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

O classificador obteve resultados satisfatórios no segundo cenário, o que abre espaço para dar continuidade a pesquisa. Como trabalhos futuros, serão aplicadas técnicas de processamento de imagens e aprendizado de máquina para a identificação biométrica de bovinos utilizando imagens do espelho nasal.



REFERÊNCIAS

ABIEC, B. (2018). Exportações brasileiras de carne bovina 2017. Disponível na internet em: <<http://www.abiec.com.br/download/Anual-jan-dez-2017.pdf>>. Acesso em 2018.

AWAD, A. I. From classical methods to animal biometrics: a review on cattle identification and tracking. *Computers and Electronics in Agriculture*, Elsevier, v. 123, p. 423–435, 2016.

BARANOV, A.; GRAML, R.; PIRCHNER, F.; SCHMID, D. Breed differences and intra-breed genetic variability of dermatoglyphic pattern of cattle. *Journal of animal breeding and genetics*, Wiley Online Library, v. 110, n. 1-6, p. 385–392, 1993.

FREUND, Y.; SCHAPIRE, R. E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. *Journal of computer and system sciences*, Elsevier, v. 55, n. 1, p. 119–139, 1997.

GABER, T.; THARWAT, A.; HASSANIEN, A. E.; SNASEL, V. Biometric cattle identification approach based on weber's local descriptor and adaboost classifier. *Computers and Electronics in Agriculture*, Elsevier, v. 122, p. 55–66, 2016

GIMENEZ, C. M. Identificação de bovinos através de reconhecimento de padrões do espelho nasal utilizando redes neurais artificiais. Dissertação (Mestrado) — Universidade de São Paulo, 2011.

GIMENEZ, C. M. Identificação biométrica de bovinos utilizando imagens do espelho nasal. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2015.

IBGE, B. Indicadores ibge: Estatística da produção pecuária março de 2018. 2018. Disponível na internet por http em: <[https:// biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/2380/epp_2018_mar.pdf](https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/2380/epp_2018_mar.pdf)>. Acesso em 2018, 2018.

LEICK, W. d. S. Tecnologia computacional de apoio a rastreabilidade biométrica de bovinos. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2016.



LIENHART, R.; MAYDT, J. An extended set of haar-like features for rapid object detection. In: IEEE. Image Processing. 2002. Proceedings. 2002 International Conference on.[S.l.], 2002.

NOVIYANTO, A.; ARYMURTHY, A. M. Beef cattle identification based on muzzle pat-tern using a matching refinement technique in the sift method.Computers and electronics in agriculture, Elsevier, v. 99, p. 77–84, 2013.

REUTERS. Produção de carne bovina e suína do brasil deve aumentar em 2018. EXAME, 2018.

SOFOS, J. N. Challenges to meat safety in the 21st century.Meat science, Elsevier, v. 78,n. 1-2, p. 3–13, 2008.

VIOLA, P.; JONES, M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features.In: IEEE.Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on. [S.l.], 2001.

WANT, R. An introduction to rfid technology.IEEE pervasive computing, IEEE, v. 5, n. 1,p. 25–33, 2006.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Fundação Araucária pela bolsa, a USP-SP pela disponibilização da base e a professora Leyza e o professor Ricardo pela orientação.