Classificação de Ovos Baseada em Análise de Imagens Utilizando o Classificador KNN

Marcos Paulo Souza Tomé
Faculdade de Computação
Universidade Federal de Uberlândia
Uberlândia, Minas Gerias, Brasil

Abstract—O presente artigo surgiu a partir da proposição de replicação de experimentos de um artigo existente no âmbito da disciplina de Processamento Digital de Imagens ministrada no curso de Mestrado da Faculdade de Computação da Universidade Federal de Uberlândia. O artigo em que este se baseia é nomeado "Eggs Classification based on Egg Shell Image using K-Nearest Neighbors Classifier". Foi utilizada base de imagens própria capturadas pelo proponente e foram feitas adequações no experimento para condizer com a condição das imagens capturadas. O experimento consistiu em classificar imagens em "Danificados" e "Não Danificados" e entre 24 classes de cores. Os resultados obtidos foram insatisfatórios, com máxima precisão na casa dos 35% para a classificação por cores e de 83% na classificação global por integridade da casca sendo que a precisão de identificação de ovos com casca danificada atingiu no máximo 43% neste cenário.

Index Terms—Automated eggshell analisys, Eggshell Classification, Computer Vision

I. Introdução

A. Contextualização

A demanda por um paradigma de produção de alimentos que incorpore harmonicamente os aspectos de qualidade e eficiência é uma tendência de mercado numa posição de primal importância para a indústria alimentícia. Um ponto importante de progresso na produção de alimentos de origem galinácea é o uso da mecanização, num aspecto geral, em em específico a utilização de visão computacional aplicada à produção [2]. Nesse contexto, diversos métodos foram propostos em estudos para a referida aplicação de técnicas de visão computacional ao problema da automação do processamento, identificação de características e classificação de ovos na indústria granjeira mas dentre os variados métodos destacam-se a utilização de imagens coloridas para detecção de defeitos em cascas de ovos e a utilização de imagens em escala de cinza para detecção de descontinuidades nos níveis de cinza como forma de detectar características que apontem para ovos mais ou menos saudáveis [2]. A inspeção visual humana é realizada a uma taxa de até 12 ovos/s . Assim, qualquer automação no processo de inspeção levaria a uma redução do estresse visual humano e melhoria do processo de controle de qualidade [4]. A utilização de tais técnicas incorpora também um aspecto de grande interesse para a indústria, notadamente o fato de serem técnicas não destrutivas e evitarem, portanto, a perda que ocorre quando da aplicação de métodos de aferição direta de qualidade [3].

B. Motivação

A replicação de experimentos do artigo original foi proposta, neste trabalho, com o intuito de verificar a reprodutibilidade dos resultados utilizando-se de um conjunto de dados diferenciado. No trabalho publicado por Rachmawanto et al. foram utilizadas imagens capturadas utilizando uma câmera estabilizadora Oppo A83 com 13 MP de qualidade e posicionando-se os ovos contra um papel branco como pano de fundo e a captura foi realizada em uma sala com iluminação natural [1]. Buscou-se, aqui, verificar se seria possível reproduzir os resultados alcançados originalmente alterando as condições de obtenção da imagem. Outra distinção sobre a qual buscou-se trabalhar foi a distinção entre os objetos de análise, que no conjunto de imagens do artigo citado aparentavam consistir de imagens de ovos com um grau elevado de homogeneidade no aspecto da casca no tocante à sua coloração e ausência de manchas. Aqui utilizou-se uma gama variada de aspectos de casca que incluíam ovos de casca com coloração homogênea, ovos com ondulações de cores distintas e ovos que apresentação diversos tipos e formatos de manchas. O intuito era verificar o grau de eficácia na classificação que seria alcançado com um conjunto tão distinto de imagens analisadas.

II. METODOLOGIA PROPOSTA

A metodologia proposta no presente trabalho reflete a metodologia eleita pelo trabalho original com algumas alterações. Dada a utilização de base de dados própria e distinta da utilizada originalmente adequações foram necessárias assim como alterações no processo de obtenção de características a serem utilizadas pelo classificador. Aqui, propomos a separação do conjunto de dados em duas classes para a análise de integridade da casca do ovo - notadamente as classes c1 (Ovos danificados) e c2 (Ovos não danificados) - e em 24 classes para a coloração da casca dos ovos (classes c1 a c24). A análise ocorre pela extração de um conjunto de características para a análise da integridade da casca e um conjunto de características para a análise de coloração da casca.

A. Aquisição do Conjunto de Imagens

Para obtenção do conjunto de dados foram capturadas fotos de 95 ovos previamente categorizados visualmente por processo humano em classes de coloração (faixas de coloração do 1 ao 24). Utilizou-se a câmera principal de um celular

modelo (inserir modelo do celular e especificações da câmera) para captura das imagens em um aparato de câmara fotográfica modelo (inserir modelo da câmara utilizada) em que os ovos eram inseridos sobre um apoio de poliestireno com um nicho ovoide para colocação dos objetos. Cada ovo era identificado de acordo com a classe de coloração de sua casca através de etiqueta manuscrita posicionada sobre o apoio de poliestireno de forma a constar na imagem original capturada. Posteriormente procedeu-se a um processo manual de danificação de diferentes graus nas cascas de ovos selecionados randomicamente dentre o conjunto original e distribuídos entre todas as classes de coloração de cascas. O resultado foi um conjunto de imagens consistente de 95 imagens originais dos ovos em seu estado natural somados a um conjunto de 19 imagens de ovos com a casca danificada derivado do primeiro conjunto resultando num conjunto de dados contendo 114 imagens distintas, no total.

B. Tratamento das Imagens e Extração de Características

Após a obtenção das imagens originais fez-se necessário um tratamento preliminar para formatação das mesmas em formato que facilitasse as análises que sucederiam. Procedeuse, então, a um processo manual de remoção do plano de fundo das imagens originais com a delimitação da região de interesse correspondente apenas à superfície dos ovos analisados e, ademais, foi realizado um processamento nas imagens de forma a padronizar e suas dimensões. O conjunto de imagens é, então, submetido a dois fluxos distintos para extração de características. O primeiro fluxo consiste da transformação das imagens do espaço de cores original para o espaço de cores HSV e posterior cálculo do valor médio de cada canal calculado sobre a totalidade dos pixels da imagem. O conjunto de características, neste primeiro fluxo, corresponde ao valor obtido ao final desse processamento para cada canal do espaço de cor. O segundo fluxo consiste da submissão de cada imagem do conjunto a uma função de pré-processamento que visa o realce de suas regiões de transição de valores de pixels através da aplicação de um filtro linear 2d utilizando-se de um kernel de 3x3 sobre a imagem convertida para o espaço de cores em escalas de cinza e posterior obtenção da matriz de co-ocorrência de níveis de cinza (GLCM) correspondente sobre a qual serão calculadas as características de Contraste, Homogeneidade, Energia e Correlação. Aqui serão utilizadas como características os valores calculados sobre a matriz GLCM.

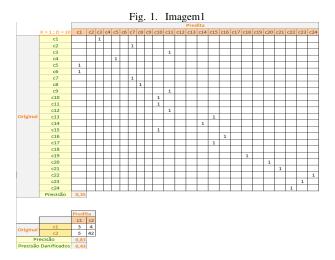
C. Separação do Conjunto de Dados e Métricas de Análise

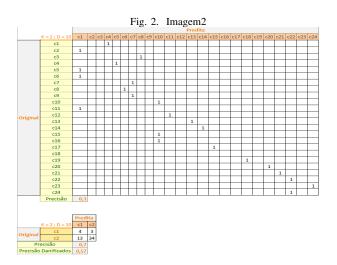
Após a obtenção das características de cada imagem em cada conjunto procedeu-se à separação entre imagens de teste e imagens de treino. Foram eleitas 72 imagens como conjunto de teste para a categoria da Classificação por Cores de Cascas, sendo que as 72 imagens consistiam de, em média, a 75-80% da quantidade de imagens originais para cada classe de cor. Para a classificação por cor utilizaram-se 23 imagens como teste. Já para a classificação por Integridade da Casca utilizaram-se como conjunto de treino 60 imagens das quais

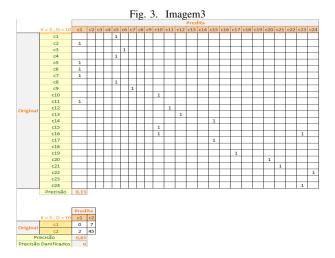
12 correspondiam a imagens de ovos com a casca danificada e 48 correspondiam a imagens de ovos íntegros. Como teste utilizou-se um conjunto de 54 imagens das quais 7 correspondiam a ovos com a casca danificada e 47 correspondiam a ovos íntegros. Cada conjunto de teste foi, então, submetido ao classificador KNN utilizando-se diferentes valores para o parâmetro K.

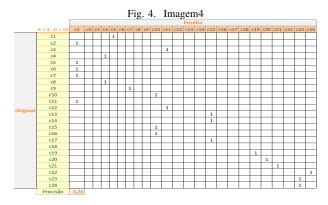
III. RESULTADOS

Os resultados aqui apresentados foram validados manualmente performando-se o confronto entre a imagem classificada e sua contraparte etiquetada do conjunto de imagens originais de forma a determinar qual era a sua condição original (a qual classe de cor pertencia e se pertencia ao conjunto de ovos quebrados ou íntegros) em contrapartida com o rótulo que lhe foi atribuído pelo classificador KNN. Os resultados podem ser observados nas matrizes de confusão abaixo:

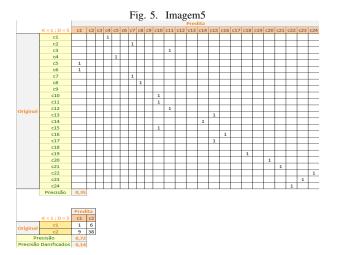








		Predita	
	K = 4; $D = 10$	c1	c2
Original	c1	1	6
	c2	7	40
Precisão		0,76	
Precisão Danificados		0,14	



Como pode-se observar os melhores resultados foram obtidos utilizando os parâmetros de quantidade de vizinhos considerados pelo classificador KNN (aqui denominado K) de valor igual a 1 e o parâmetro de distância utilizado para geração da matriz GLCM (aqui denominado D) de valor igual a 10. As taxas de precisão se mostraram, em geral, consideravelmente baixas em comparação com o experimento original, atingindo, no melhor cenário, valores na casa dos 35% para a classificação por cores e de 83% na classificação global por integridade da casca sendo que a precisão de identificação de ovos com casca danificada atingiu no máximo 43% neste cenário.

IV. CONCLUSÃO

Os resultados mostram que as alterações feitas na proposta original trouxeram um impacto negativo acentuado para a precisão da classificação. A utilização de imagens de natureza bastante distinta das originais, com imagens apresentado coloração pluriforme, danificações nas cascas frequentemente bastante sutis e capturadas em condições de iluminação distintas prejudicaram a eficácia da técnica na aplicação para este conjunto de dados. Uma análise mais profunda dos fatores que influenciaram de maneira específica e determinante para a baixa eficácia aqui encontrada faz-se necessária.

REFERENCES

- [1] Eko Hari Rachmawanto, Christy Atika Sari, Rivalda Villadelfiya, De Rosal Ignatius Moses Setiadi, Nova Rijati, Etika Kartikadarma, Mohamed Doheir, Setia Astuti. Eggs Classification based on Egg Shell Image using K-Nearest Neighbors Classifier. 2020 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (iSemantic).
- [2] H.R. Pourreza, R.S. Pourreza, S. Fazeli and B. Taghizadeh Automatic Detection of Eggshell Defects Based on Machine Vision. Journal of Animal and Veterinary Advances 7 (10): 1200-1203, 2008
- [3] V.G. NARUSHIN Non-destructive measurements of egg parameters and quality characteristics. Worlds Poultry Science Journal, Vol. 53, June 1907
- [4] M.C.Garcia-Alegre, J.Enciso, A.Ribeiro, D. Guinea To an Automatic Visual Inspection of Egg-Shell Defects. Instituto de Automática Industrial. Consejo Superior de Investigaciones Científicas28500. Arganda. Madrid. Spain. April 1998.