

Restauração de imagens afetadas por fuligem de solda

Edwilson Silva Vaz Jr, *Universidade Federal do Rio Grande - FURG*, Paulo Lilles Jorge Drews Jr, e Cristiano Rafael Steffens, *Universidade Federal do Rio Grande - FURG*

Resumo—Este trabalho possui o intuito de apresentar e discutir diferentes métodos de processamento de imagem para uma aplicação no ramo da soldagem robótica. O objetivo deste trabalho se dá por estudar e quantificar possíveis soluções na literatura capazes de resolver o problema de fuligem aderente à lente da câmera a partir da utilização de apenas uma imagem de entrada. Para tal, foram estudados cinco métodos de processamento de imagem capazes de alterar as importâncias da imagem. Por fim, estes métodos são quantificados a partir de três métricas de avaliação de imagem distintas e seus resultados analisados e discutidos.

Abstract— This work has the intention to present and discuss different image processing methods to an application in robotic welding. The goal of this work is to study and quantify possible solutions to the problem of fume adherent to camera's lens from only one input image. Then, were studied five image processing methods capables to change the image importances. This methods are quantified from three image quality assessment and their results analysed and discussed.

Palavras-chave—Fuligem, processamento de imagem, soldagem robótica.

I. INTRODUÇÃO

A dinâmica da economia atual requer que os processos de manufatura sejam cada vez precisos e confiáveis, levando boa parte do setor industrial a utilizar ferramentas automatizadas no seu chão de fábrica. Na área de soldagem, é comum que robôs de solda estejam inseridos de forma a automatizar o processo. Por vezes, estes robôs possuem pouquíssima ou até nenhuma necessidade de interação com um operador humano. Nestes casos, em geral, o robô possui sua tomada de decisão guiada através de algoritmos de visão computacional, necessitando, portanto, de uma câmera acoplada a ele. Naturalmente, para que esta câmera consiga obter imagens adequadas para que os procedimentos sejam feitos corretamente, necessita-se

Edwilson Silva Vaz Junior é graduando em Engenharia de Computação na Universidade Federal do Rio Grande (FURG). (e-mail: edwilson@furg.br).

Paulo Lilles Jorge Drews Junior é doutor em Ciência da Computação pela Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG) e professor na Universidade Federal do Rio Grande (FURG). (e-mail: paulodrews@furg.br).

Cristiano Rafael Steffens é mestre em Engenharia de Computação e professor na Universidade Federal do Rio Grande (FURG). (e-mail: cristianosteffens@furg.br)

posicioná-la próxima à tocha de soldagem. Em decorrência desta proximidade, as lentes da câmera estão vulneráveis a inevitáveis efeitos colaterais da solda, como fuligem e respingos de solda.



Fig. 1. Vidro protetor acoplado à câmera de robô de soldagem automatizado após quarenta minutos de processo de solda

Observando que lentes de câmera não são produtos financeiramente baratos, costuma-se utilizar vidros de proteção para que nenhum tipo de sujeira ou respingo as danifique. Estes vidros são acoplados à frente da lente, permitindo que as imagens sejam capturadas normalmente. A Figura 1 ilustra um vidro de proteção após 40 minutos soldando chanfros industriais. A partir desta figura, é possível notar que após um tempo de processo de solda a fuligem predomina o vidro, o qual ainda apresenta, em determinadas áreas, alguns respingos pequenos de solda. A Figura 2 apresenta uma imagem capturada por uma câmera a qual está acoplado o vidro protetor apresentado na Figura 1 em frente à lente. Já a Figura 3 mostra respectivo *ground truth* da cena apresentada na Figura 2, onde o vidro protetor foi substituído por um vidro sem presença de sujeira.

Em geral, durante um processo de soldagem por um robô automatizado, não se existem condições para que um vidro seja trocado ou limpo. Portanto, o processo deve continuar independentemente da existência ou não de sujeiras aderentes ao vidro protetor. Como pode-se observar, a Figura 2 perde uma significativa quantidade de informações em relação à imagem sem influência de artefatos (Figura 3). Em especial, perde-se detalhes do centro do chanfro, onde, neste caso, poderia ser executada uma inspeção de qualidade da solda feita. Nota-se também a perda de contraste na imagem,

situação que pode afetar o reconhecimento das características do chanfro, informação prescindente para guiar o robô.



Fig. 2. Imagem adquirida da cena vista de um robô de solda através do vidro protetor apresentado na Figura 1 acoplado à sua câmera

Nota-se que a perda de contraste assemelha-se à perda apresentada em [6], desenvolvendo característica de monocromaticidade nas regiões afetadas por fuligem. Além disso, percebe-se que as altas frequências na imagem capturada utilizando o vidro protetor com fuligem são danificadas, gerando um efeito de minimização de detalhes. O intuito deste trabalho é tentar restaurar a imagem, utilizando algoritmos conhecidos na literatura, de forma a recuperar, da melhor maneira possível, os detalhes nela contidos e ajustar o contraste de suas cores, tentando aproximar a imagem a algo visualmente atrativo e auxiliando, também, na recuperação de possíveis informações relevantes a algoritmos de visão computacional na área de soldagem robótica.

Diferentemente de trabalhos como [7] e [8], os quais utilizam redes neurais treinadas para recuperar detalhes dentro de partículas de poeira e [10], o qual necessita de uma série de imagens de uma mesma cena, o objetivo deste trabalho se dá por estudar e quantificar possíveis soluções na literatura capazes de resolver os problemas apresentados a partir de apenas uma imagem de entrada.

II. ALGORITMOS DE PROCESSAMENTO DE IMAGEM

Com o intuito de realçar detalhes da imagem e retomar altas frequências perdidas, alguns algoritmos da literatura foram estudados e implementados nesta aplicação para fins comparativos.

A. Equalização Global de Histograma

A Equalização Global de Histograma baseia-se em alterar o histograma de cores da imagem, fazendo assim com que todos os valores possíveis dentro da representação utilizada ajam de maneira a apresentar uma contagem de pixels semelhantes entre eles, ou seja, tende-se a equalizar as cores possíveis

dentro de um número idêntico de pixels.

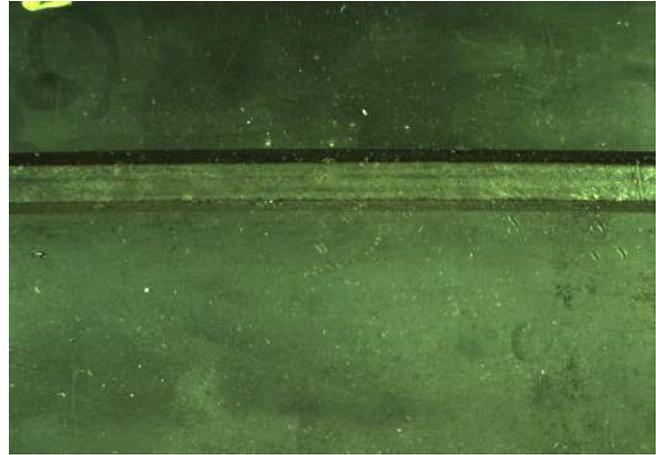


Fig. 3. Imagem adquirida da mesma cena apresentada na Figura 2, porém sem influência de sujeiras advindas da solda

Para imagens naturais, costuma-se obter bons resultados, porém por outro lado, pode-se aumentar o ruído quando processado em imagens de alto contraste.

B. Equalização Local de Histograma

A Equalização Local de Histograma, proposta em [1], opera de maneira próxima a Equalização Global de Histograma, com o objetivo de executar uma distribuição uniforme de pixels entre os valores de representação. Seu diferencial se dá por trabalhar em *kernels* da imagem e não com a imagem por inteira. Este conceito de executar as operações de distribuição em partes da imagem permite que o tamanho do *kernel* seja modificável, permitindo um maior controle sobre a melhor configuração possível para uma determinada aplicação.

C. Normalização Min-Max

O método de Normalização Min-Max modifica os valores da matriz de forma a reescalar os valores entre os limites da representação de dados utilizada (ou em um intervalo predeterminado, sendo comum a normalização entre 0 e 1), permitindo, portanto, um realce de contraste na imagem. Em outras palavras, este algoritmo faz com que todos valores da representação utilizada sejam preenchidos. Para que seja gerada uma imagem de saída, é multiplicado cada pixel da imagem de entrada pela divisão entre a quantidade de valores possíveis na representação e a diferença entre o maior e o menor valores de pixels na imagem de entrada.

D. Log₂

O ato de processar uma imagem pelo logaritmo na base 2 emite uma mudança na importância dos valores na imagem, fazendo um ajuste não-linear da curva de resposta. Esse procedimento tende a melhorar a resposta em regiões mais escuras e piorar a resposta em regiões claras. Esse efeito

demonstra uma tendência a deixar a imagem mais clara.

E. Unsharp Masking

Unsharp Masking [9] é um método de processamento de imagem que tem como principal objetivo o realce de altas frequências em uma imagem. Seu procedimento baseia-se por interpretar uma imagem de entrada, gerar uma imagem borrada a partir da entrada (utilizando filtro Gaussiano), gerar a diferença entre ambas e, por fim, gerar a saída a partir de uma mescla entre a imagem original e a diferença calculada anteriormente. Esse processo faz com que se destaquem as bordas na imagem, visto que a diferença calculada entre as imagens original e borrada permite que somente as bordas apareçam.

III. MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO DE IMAGEM

Após serem aplicados nas imagens de entrada os algoritmos apresentados na Seção II, entende-se que se deve quantificar a qualidade visual das imagens. Para isso, três métricas distintas serão utilizadas, sendo uma métrica de avaliação de imagem cega (sem utilização de *ground truth*), uma métrica comparativa ao *ground truth* e uma métrica de avaliação no espectro qualitativo

A. Blocking Wang

A métrica de avaliação de imagem denominada *Blocking Wang* [4] é uma métrica cega (a qual não utiliza-se *ground truth* para comparação) que analisa a imagem e gera uma saída quantitativa do quão boa é a qualidade da imagem. Esta métrica recebe uma imagem de entrada e faz um processo de análise em x e y para verificar a quantidade de altas frequências presentes na imagem. A análise promovida por este método se dá por selecionar N pares de linhas e M pares de colunas da matriz e subtrair os dois elementos entre cada par. Cada diferença calculada recebe um determinado peso, onde ao fim do processo será somado com todos outros de forma a gerar uma saída quantitativa.

B. MSSIM

A métrica SSIM (*Structural Similarity Index*) [2] é uma métrica de referência completa, ou seja, a qual utiliza uma imagem de referência (*ground truth*) para fins comparativos com outra imagem. Sua avaliação se dá por uma avaliação de estruturas entre duas imagens, a imagem de entrada e a

referência da mesma. A partir das duas imagens o algoritmo analisa características como diferenças entre cromática, contraste e luminância. A versão MSSIM (*Multiscale Structural Similarity Index*), proposta em [3], utilizada neste trabalho é uma variante da SSIM a qual utiliza-se de múltiplas escalas para executar seu procedimento. Ao invés de utilizar seu método somente na imagem de entrada, esta imagem é redimensionada em algumas escalas e calculados suas respectivas similaridades estruturais. Após calculadas todas as escalas previstas no algoritmo, são somados os resultados e gerado o resultado quantitativo final. A utilização de múltipla escala permite uma avaliação mais robusta que a métrica original, calculando assim um resultado mais preciso.

C. Avaliação baseada em opinião humana

A métrica de avaliação baseada em opinião humana se dá por uma avaliação qualitativa da imagem. Listada uma série de imagens, um sujeito deve avaliar, em geral, qual imagem está melhor de acordo com a aplicação. Esta métrica, embora simples e sujeita a tendência, permite com que sejam avaliados aspectos não considerados nas métricas *Blocking Wang* e MSSIM. Para um procedimento o qual é necessário melhorar a qualidade visual da imagem, por exemplo, uma métrica de avaliação baseada em opinião humana pode identificar aspectos relevantes.

IV. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesta Seção serão apresentados e discutidos os resultados gerados com base nos algoritmos de processamento de imagens elencados na Seção II e as métricas de avaliação de imagem apresentadas na Seção III. O primeiro passo foi a criação de um *dataset* de imagens para que se pudesse utilizá-las para fazer os respectivos testes. Este *dataset* de imagens foi obtido em cenas de chanfros para soldagem e placas metálicas capturadas a partir de uma câmera sujeita aos efeitos de fuligem. Além disso, para que se possa utilizar a métrica MSSIM (apresentada na Seção II), o *dataset* também deve conter os respectivos *ground truths* de cada cena.

O *dataset* de imagens foi criado em um ambiente controlado, onde a iluminação gerada não interfere na geração de imagens. Em outras palavras, não há a interferência de iluminação como um gerador de anomalias na imagem em relação ao *ground truth* gerado. Todas as imagens com influência de fuligem estão em perfeito nivelamento de pixel a pixel com a imagem de referência, permitindo que comparações estruturais, por exemplo, sejam feitas da maneira adequada.

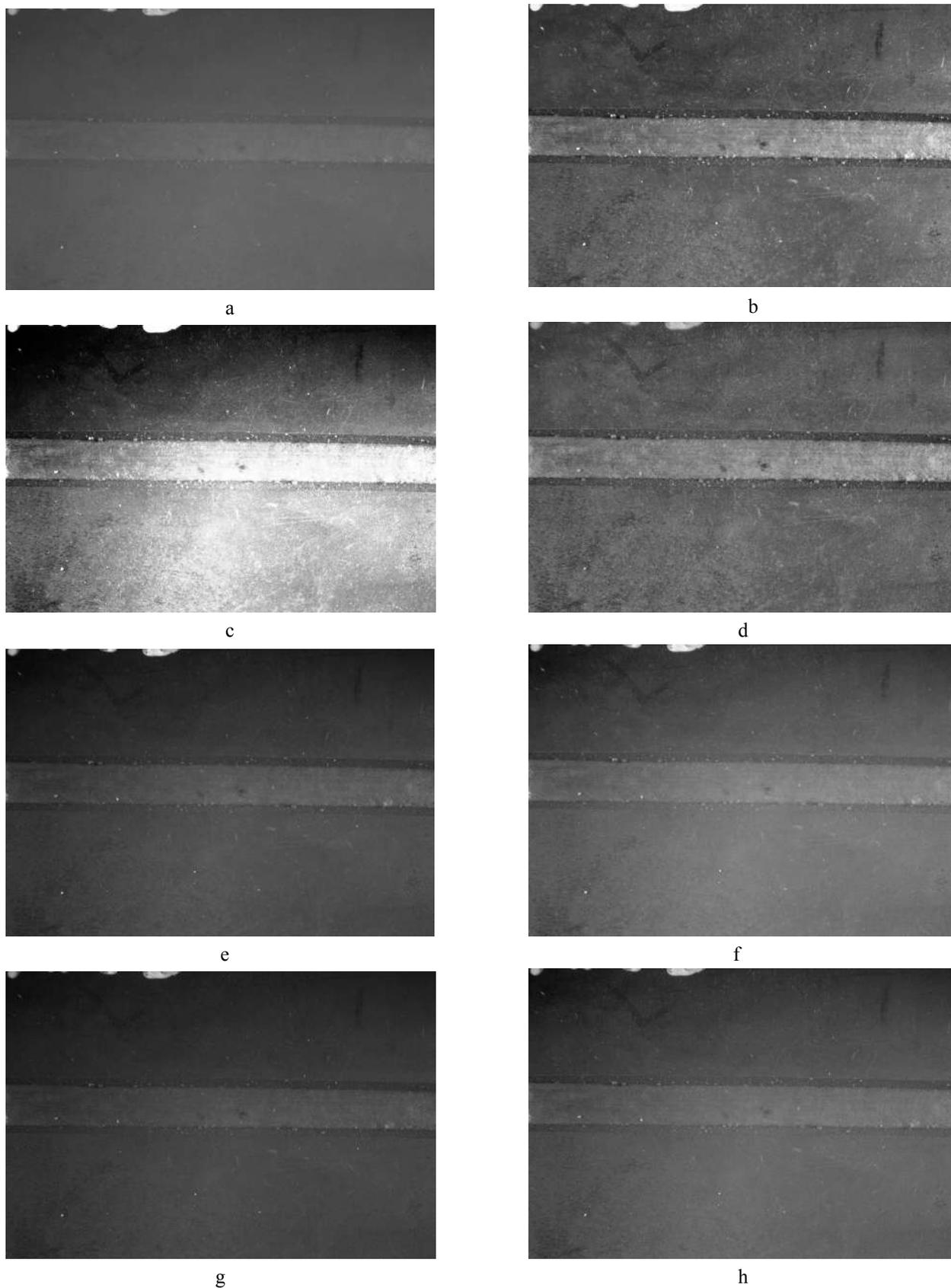


Fig. 4. Comparativo entre imagens geradas, onde (a) representa a imagem original, (b) é a imagem referência, (c) o método de Equalização Global de Histograma, (d) Equalização Local de Histograma, (e) Normalização Min-Max, (f) Log2, (g) *Unsharp Masking* e (h) Log2 + *Unsharp Masking*

Visto que, em geral, os algoritmos de visão

computacional trabalham em cima de imagens em escala de

cinza, este trabalho possuirá foco nesta escala também. As Figura 4a e 4b ilustram como se comportam as imagens apresentadas, respectivamente, nas Figuras 2 e 3 em escala de cinza. Além disso, para cada procedimento feito com os diferentes algoritmos, as imagens resultantes são salvas e guardadas para posteriormente serem utilizadas nas métricas de avaliação para que a quantificação seja feita de forma a evitar qualquer tipo de falha no resultado final.

A. Processamento dos algoritmos

Para que o procedimento de utilizar os métodos abordados nas imagens afetadas por fuligem, foi criado um algoritmo o qual contém todas implementações necessárias dos cinco métodos que este trabalho estuda. Todos os métodos, portanto, possuem como entrada a imagem danificada e como saída geram uma segunda resultante de acordo com o seu processamento.

A Figura 4c retrata a saída do método de Equalização Global de Histograma. Como pode-se perceber, a imagem mudou muito em comparação com a imagem de entrada. Isso deve-se ao fato de a Equalização Global de Histograma, como explicado anteriormente, faz com que todos os valores na imagem estejam presentes em um número idêntico de píxeis. Em outras palavras, valores que podem aparecer muito pouco, como valores muito próximos de preto e valores muito próximos de branco (0 e 255 na representação utilizada), tendem a ter um destaque maior e estes valores aparecem mais contundentes na imagem, embora isso fuja da realidade.

A Equalização Local de Histograma, mostrada na Figura 4d, mostra-se muito mais sensível em relação à Equalização Global de Histograma. Visto que são usadas pequenas janelas e não a imagem por inteiro para executar o processamento de Equalização de Histograma, os resultados tendem a ter melhores respostas, visto que a equalização dos píxeis é mais controlada. Embora tenha-se uma resposta um pouco mais próxima do esperado em relação à Equalização Global, nota-se que este método gera muito ruído, transparecendo uma textura diferente na imagem resultante em comparação ao *ground truth*. Neste trabalho foi utilizado uma janela de tamanho 5 x 5 para a execução da Equalização Local de Histograma.

A Figura 4e exemplifica o processo de Normalização da imagem. Nota-se que a imagem apresenta-se de fato mais agradável ao olho humano em comparação à imagem de entrada, embora as bordas e detalhes ainda não tenha nenhum destaque. Isso é uma característica deste método, o qual não possui apelo a aumentar as frequências de uma imagem, mas sim ampliar a gama de valores utilizados na matriz. Como pode-se perceber, a imagem de entrada (Figura 4a) está quase que completamente em um mesmo nível de cinza. Este efeito consegue estender a faixas mais claras e mais escuras, dando assim uma transparência de imagem mais apresentável.

O ato de utilizar o Log_2 em uma imagem, como explicado na Seção 2, tende a clarear a imagem. Como pode-se notar

na prática (Figura 4f), a imagem está de fato com colorações mais próximas do branco, dando a sensação de uma iluminação mais presente. Embora possa fugir um pouco do *ground truth*, segundo [5], humanos tendem a preferir imagens mais saturadas, ou seja, imagens mais claras, mesmo que imagens mais escuras possam possuir maior quantidade de detalhes.

Como última resultante, o método de *Unsharp Masking*, representado na Figura 4g, não possui preocupação com o contraste da imagem, mas sim com o realce de bordas da imagem. Nota-se que embora a imagem esteja um pouco mais escura que a imagem de entrada, o realce nas bordas da imagem, como o centro do chanfro, por exemplo, está muito mais nítido, demonstrando eficácia na sua proposta.

Notando-se a fragilidade dos métodos de Log_2 , o qual deixa a imagem mais clara sem preocupar-se com o aumento de altas frequências, e *Unsharp Masking*, método o qual preocupa-se excentricamente com realçar as bordas deixando de lado a cromática da imagem, mesclou-se ambos métodos para que fosse gerada uma saída. O resultado está representado na Figura 4h, onde o acerto de cor foi executado primeiro que o realce de bordas. Percebe-se que, de fato, a mescla entre os dois métodos gera melhor resultado que ambos sozinhos. Tem-se, portanto, uma imagem mais clara que a apresentada na Figura 4g (*Unsharp Masking*) e uma imagem com bordas mais realçadas em relação à Figura 4f (Log_2).

B. Aplicação das métricas de avaliação de imagem

Após obter as imagens resultantes dos cinco métodos mais o método proposto de Log_2 somado a *Unsharp Masking*, deve-se quantificar, através das métricas propostas na Seção II (*Blocking Wang*, MSSIM e avaliação baseada na opinião humana), o quão boas, para cada aplicação, as imagens ficaram.

A primeira métrica a ser aplicada é a métrica de *Blocking Wang*. Tendo sua média apresentada na Figura 5, esta métrica cega avalia a quantidade de altas frequências presentes na imagem. Além dos seis métodos apresentados anteriormente, foi adicionado também os valores resultantes desta métrica para a imagem de entrada. O primeiro impacto que a Figura 5 induz é que, de fato, após o processamento de qualquer método, as altas frequências da imagem aumentaram, mesmo que minimamente em alguns casos.

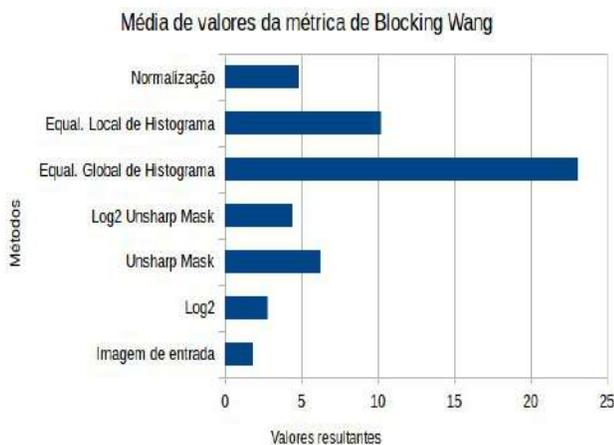


Fig. 5. Média dos valores resultantes dos métodos de processamento de imagem apresentados neste trabalho em relação à métrica de avaliação de imagens *Blocking Wang*

Em contrapartida, nota-se que ambas Equalizações de Histograma destacam-se entre os demais. Por motivos de maior generalização entre toda imagem e por grande geração de ruídos em imagens não naturais, a Equalização Global de Histograma lidera com maior pontuação nesta métrica. Embora pareça contraditório, os ruídos gerados por este método geram grandes variações entre píxeis claros e escuros, gerando sensações de mais altas frequências na imagem. A Equalização Local de Histograma, por sua vez, embora gere ruídos, como citado anteriormente, seus ruídos são, em geral, com pequena variação de píxeis em comparação ao método global, sendo, portanto, mais suaves.

Destaca-se, também, o assunto abordado nesta mesma Seção em relação aos métodos de Log_2 e *Unsharp Masking*. A partir desta métrica, fica evidente os assuntos levantados sobre realce de bordas e aumento de altas frequências. Claramente o método de *Unsharp Masking* realça as bordas da matriz, enquanto o método de Log_2 mantém-se muito próximo dos valores resultantes da imagem de entrada.

A Figura 6 apresenta a média dos valores resultantes utilizando a métrica de avaliação de imagem MSSIM. Esta métrica aponta quais imagens resultantes estão mais próximas do *ground truth* a partir de comparação de similaridade de estrutura. Como já introduzido, não é novidade que pela grande geração de ruídos o método de Equalização Global de Histograma seja o método mais distante da imagem de referência. Apesar de se mostrar um bom resultado na Figura 4c, a geração de ruídos produzida pela Equalização Local de Histograma fez também com que estivesse abaixo de outros métodos.

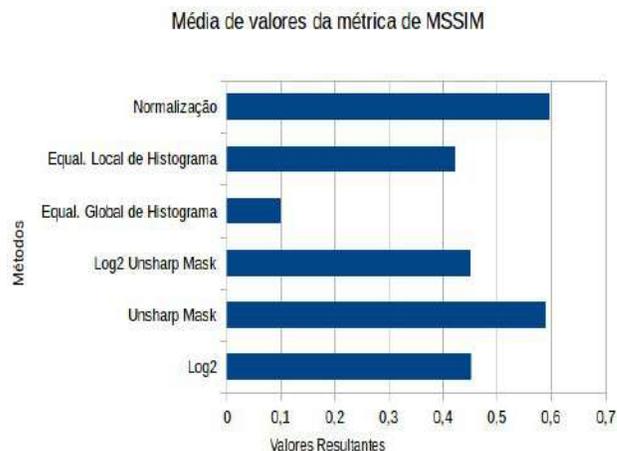


Fig. 6. Média dos valores resultantes dos métodos de processamento de imagem apresentados neste trabalho em relação à métrica de avaliação de imagens MSSIM

O método de *Unsharp Masking* ocupou a segunda colocação na média desta métrica. Pode-se considerar que dentre os métodos aplicados, este é um dos que melhor se adaptou à essa métrica devido à pouca mudança estrutural na imagem, modificando, em termos gerais, somente as regiões de bordas da imagem. Embora possa ficar mais atrativo visualmente, ambos métodos que utilizam Log_2 em sua composição ficam abaixo nesta métrica, devido à sua modificação na cromática da imagem.

Como mais próxima do *ground truth* nesta métrica de similaridade estrutural, a imagem resultante do algoritmo de Normalização obteve maior semelhança que os demais métodos. O simples fato de alongar a faixa de cores de 0 a 255 (na representação utilizada) foi suficiente para estar à frente de métodos que, por exemplo, incluíam acréscimo de altas frequências nas imagens.

Em relação à métrica baseada em opinião humana, a Figura 7 ilustra a porcentagem equivalente dos valores resultantes desta métrica em relação aos algoritmos utilizados neste trabalho. Esta métrica foi gerada a partir de um questionário feito a 10 indivíduos, os quais não possuem qualquer tipo de relação com este trabalho. O questionário baseia-se em perguntar a cada indivíduo qual, das 6 imagens, é a que mais lhe agrada visualmente. Foi apresentado um conjunto de imagens distintas sem que o entrevistado soubesse qual método ele estava visualizando, bem como uma mistura na apresentação das imagens, de forma a não viciar o avaliador.

A Equalização Local de Histograma liderou o questionário, tendo por volta de 43% dos votos em todo conjunto de imagens. Em segundo lugar ficou o método de Normalização, o que faz com que a métrica de similaridade estrutural tenha sentido. Negativamente, destacam-se os métodos de *Unsharp Masking* e Log_2 que somados não chegam a 10% dos votos.

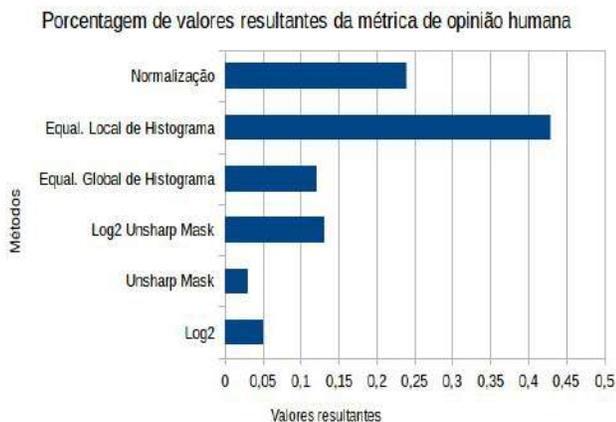


Fig. 7. Porcentagem equivalente dos valores resultantes dos métodos de processamento de imagem apresentados neste trabalho em relação à métrica de avaliação de imagens baseada em opinião humana

É possível que apenas uma das métricas não defina o qual método de fato é melhor para ser usado. Talvez para boa parte dos casos de aplicação o ideal seja uma composição destas métricas, visto que uma é distinta da outra e suas aplicações divergem. Quando deseja-se uma imagem suficiente ao olho humano e que sirva para uma aplicação de visão computacional de soldagem robótica, por exemplo, uma composição entre a métrica baseada em opinião humana e *Blocking Wang* poderia ser uma solução.

V. CONCLUSÃO

Este trabalho faz uma análise de diferentes métodos clássicos de processamento de imagem para uma determinada aplicação no ramo de soldagem robótica. As discussões em relação a quais são os melhores métodos claramente dependem da aplicação. Métodos os quais otimizam uma determinada métrica, podem ser ruins para outra. Um grande exemplo é método de Equalização Global de Histograma, o qual possui altos valores para a métrica de *Blocking Wang*, baixíssimos valores em relação à similaridade estrutural com o *ground truth* e possui uma porcentagem mediana na avaliação feita por humanos.

Se o objetivo é verificar quantidade de altas frequências sem preocupação em outra característica, *Blocking Wang* é uma alternativa que conseguiria quantificar isto. Se for necessário aproximar a imagem afetada por artefatos da imagem sem influência de sujeira, deve-se otimizar para a métrica MSSIM. Caso queira obter um resultado qualitativo e agradável ao olho humano sem utilizar *ground truth*, indica-se a métrica baseada em opinião humana.

VI. REFERÊNCIAS

- [1] Zuiderveld, Karel. "Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization." *Graphic Gems IV*. San Diego: Academic Press Professional, 474–485, 1994.
- [2] Z. Wang, A. Bovik, H. Sheikh, and E. Simoncelli. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity. *IEEE Trans. Image Proc.*, 13(4):600-612, 2004.

- [3] Z. Wang, E. P. Simoncelli, A. C. Bovik. Multi-scale structural similarity for image quality assessment, *Proc. IEEE Asilomar Conf. Signals Systems Comput.*, vol. 2, pp. 1398-1402, 2004.
- [4] Z. Wang, H. R. Sheikh, A. C. Bovik, "No-reference perceptual quality assessment of jpeg compressed images", *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*, vol. 1, pp. 477-480, 2002.
- [5] C. O. Ancuti, C. Ancuti, "Single image dehazing by multi-scale fusion", *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 22, no. 8, pp. 3271-3282, Aug. 2013.
- [6] C. Zhou and S. Lin. Removal of image artifacts due to sensor dust. In *CVPR*, 2007.
- [7] D. Eigen, D. Krishnan, and R. Fergus. Restoring an image taken through a window covered with dirt or rain. In *Computer Vision (ICCV)*, 2013 IEEE International Conference on, pages 633–640. IEEE, 2013.
- [8] P. Yang, L. Chen, J. Tian, X. Xu. Dust particle detection in surveillance video using salient visual descriptors. *Computers and Electrical Engineering*, 2016.
- [9] G. Ramponi, N. Strobel, S. K. Mitra, T. Yu, "Nonlinear unsharp masking methods for image contrast enhancement", *J. Electron. Imag.*, vol. 5, pp. 353-366, July 1996.
- [10] C. Li, K. Zhou, S. Li, Removal of Dust Artifacts in Focal Stack Image Sequences, *International Conference on Pattern Recognition*, 2012.



Edwilson Silva Vaz Junior Técnico em Desenvolvimento de Software pelo Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Sul Campus Rio Grande - IFRS (2012). Graduando em Engenharia de Computação pela Universidade Federal do Rio Grande - FURG. Atua junto ao NAUTEC (Grupo de Automação e Robótica Inteligentes) em atividades relacionadas à visão computacional e processamento de imagens.



Paulo Lilles Jorge Drews Junior é um Doutor e Mestre em Ciência da Computação pela Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG) sendo supervisionado pelo prof. Mario Campos de Belo Horizonte, Brasil. Sua tese de doutorado possuía foco em restauração de imagens adquiridas em meios participativos. Sua tese de mestrado era focada em detecção de mudança e recuperação de formato em Mapas 3D. Graduado em Engenharia de Computação em 2007 na Universidade Federal do Rio Grande (FURG). Seus interesses na pesquisa são robótica, visão computacional, processamento de imagem, reconhecimento de padrão e aprendizado de máquina. Foi um pesquisador no Laboratório de Robótica Móvel na ISR Coimbra, colaborando nos projetos Prometheus e IRPS. Foi também um pesquisador visitante no Laboratório de Sistema Autônomo em QCAT-CSIRO, Brisbane, Austrália.

Atualmente atua como professor na Universidade Federal do Rio Grande.



Cristiano Rafael Steffens Bacharel em Sistemas de Informação pela Sociedade Educacional Três de Maio - SETREM (2012). Mestre em Computação pela Universidade Federal do Rio Grande - FURG (2015). Trabalhou na iniciativa privada, exercendo atividades de análise e desenvolvimento de sistemas de alta disponibilidade.

Atualmente atua junto ao NAUTEC (Grupo de Automação e Robótica Inteligentes) em atividades relacionadas à visão computacional e aprendizagem de máquina para aplicações industriais. Doutorando em Modelagem Computacional pela Universidade Federal do Rio Grande - FURG.