

Detecção de Sujidade do Transportador de Carrocerias em Cabine de Pintura Automotiva com Visão Computacional

Anderson Pereira da Silva *
 Bruno Henrique Groenner Barbosa **
 Sandro Pereira da Silva *** Joelma Durão Rezende Pereira ***
 Danton Diego Ferreira **

* *Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas e Automação, Universidade Federal de Lavras, MG, Engenheiro de Processos SR, PSA Groupe (e-mail: pereiranderson@uol.com.br).*

** *Departamento de Automática, Universidade Federal de Lavras, MG (e-mails: brunohb@ufla.br; danton@ufla.br).*

*** *Departamento de Engenharia, Universidade Federal de Lavras (e-mails: sandro.silva@ufla.br; joelma.durao@ufla.br)*

Abstract: The automotive painting process is complex and involves several steps. In this sense, the presence of defects in the car body painting may cause loss of performance and high cost of rework. Although there are several factors that can decrease the painting quality, the excess of dirt in the skid chain is an important cause. Thus, this work aimed to implement a computer vision system for real-time estimation of the dirt level in this chain. For this, a small scale model of the skid was built and a low-cost computer vision system was implemented. After constructing a database with images of the chain in different operating conditions, an image processing software was developed such that an index of dirt is obtained. The results show that the implemented system is able to distinguish well different chain conditions using a simple algorithm, with low computational cost. Therefore, the designed system can be applied in real-time operation, detecting the correct time for cleaning the chain, thus avoiding unscheduled production stop.

Resumo: O processo de pintura automotiva é complexo e envolve diversas etapas. Neste sentido, a presença de defeitos na pintura da carroceria ocasiona perdas de desempenho e alto custo de retrabalho. Apesar de existirem diversos fatores que possam interferir na qualidade da pintura, o excesso de sujidade na corrente do transportador de carrocerias é uma causa importante. Assim, este trabalho teve por objetivo implementar um sistema de visão computacional para estimar o nível de sujidade desta corrente em tempo-real. Para isso, foi construído um modelo em escala reduzida do transportador e implementado um sistema de visão computacional de baixo custo monetário. A partir da construção de um banco de dados com imagens da corrente em diferentes condições de operação, um *software* de processamento de imagens foi desenvolvido de forma que um índice de sujidade fosse obtido. Os resultados mostram que o sistema implementado consegue diferenciar bem as diferentes condições da corrente utilizando um algoritmo simples, de baixo custo computacional. Portanto, o sistema projetado pode ser empregado para análise em tempo-real da sujidade, detectando o momento correto da limpeza da corrente, evitando assim a parada não programada da produção.

Keywords: Computer Vision; Computational Intelligence; Industry 4.0; Car Body Paint; Skid Condition Monitoring.

Palavras-chaves: Visão Computacional; Inteligência Computacional; Indústria 4.0; Pintura de Carroceria; Monitoramento de Transportador.

1. INTRODUÇÃO

Com o aumento da competitividade entre as indústrias automobilísticas há uma busca constante pela alta produtividade e o baixo custo operacional com o aumento do nível tecnológico por meio de processos mais avançados e de baixo custo monetário, mantendo os produtos com maior qualidade (Wollschlaeger et al., 2017; Urbikain et al., 2017). Ou seja, as indústrias precisam de melhores soluções para os problemas operacionais provenientes dos processos de fabricações (Cheng et al., 2015).

De acordo com Hermann et al. (2016), a ascensão de um novo modelo de indústria que visa cada vez mais produtos personalizados, complexos, com qualidade e com menores custos vem sendo discutido em todo o mundo atualmente, iniciando-se a quarta Revolução Industrial, ou Indústria 4.0. O desenvolvimento dessas tecnologias visa tornar o sistema de produção mais flexível (Santos et al., 2018). Segundo Bahrin et al. (2016), a aplicação da inteligência artificial nos processos de fabricação a fim de executar atividades complexas pode proporcionar um nível de eficiência alto e com melhor qualidade.

Nesse sentido, o processo de pintura automotiva apresenta grandes oportunidades de melhorias com aumento de produtividade e com garantia de qualidade assegurada a todas as carrocerias (Chang et al., 2020; Kieselbach et al., 2019). No interior de uma cabine de pintura automotiva tem uma área controlada para evitar a entrada de poeiras e sujidades provenientes da área externa. Para isso, mantém a pressão positiva através do fluxo de ar de insuflamento e outro de exaustão. Durante o processo de pintura pulverizada das carrocerias pelos robôs é observado o excesso de tinta que não absorvidas pelas carrocerias são sugadas pelo processo de exaustão, assim é comum impregnar o transportador da cabine com gotículas do nevoeiro de tinta. O processo de transmissão de movimento linear do *skid* (transportador da carroceria) ocorre por meio de corrente, que está situada na região inferior do *skid*.

O excesso de sujeira no transportador da cabine de pintura representa perdas de desempenho com movimentos não-lineares do transportador, havendo dessa forma discordância das trajetórias dos robôs no espaço com a verdadeira posição das carrocerias. Essa falha de processo representa defeitos de pintura, como falta de camadas, diferença de tonalidade e no pior caso existe a interrupção do processo de fabricação. A criticidade da repintura requer retrabalhos manuais nas carrocerias para lixar toda a superfície a ser pintada, isso torna o processo lento, com maior custo, com perda de qualidade e insatisfação do cliente interno devido ao atraso na entrega das carrocerias para a etapa de montagem (Armesto et al., 2011; Zhang et al., 2020).

O reconhecimento da sujeira do transportador pode indicar a criticidade do sistema e, de forma preventiva, determinar as manutenções prioritárias para manter o sistema sempre adequado para suprir as necessidades fabris e sem oferecer quaisquer riscos de perdas operacionais. Portanto, é de grande importância atuar no desenvolvimento de um sistema robusto e automatizado capaz de detectar toda a sujeira depositada na corrente de tração responsável pela movimentação linear do *skid*.

Considerando a dificuldade de implementação de um sensor específico para estimação do nível de sujeira da corrente, a área de visão computacional surge como uma alternativa promissora, executando a tarefa de inspeção visual atualmente realizada pelos operadores das máquinas do processo, reduzindo a subjetividade (Gonzalez and Woods, 2008). De fato os sistemas baseados em visão de máquinas possuem um papel fundamental na Era da Indústria 4.0 (Posada et al., 2015).

A técnica de visão computacional consiste na utilização de um sistema envolvendo uma câmera digital, um iluminante e um *software* de processamento de imagem (Forsyth and Ponce, 2002; Leme et al., 2019). O *software* de processamento é composto por algoritmos para análise e extração de informações úteis de um objeto ou cena presentes em uma imagem ou em um conjunto de imagens (Jensen, 1996).

Isso posto, o objetivo geral deste trabalho foi construir um sistema de visão computacional composto por câmera de baixo custo monetário (*webcam*) e sistema de iluminação adequado para estimar o nível de sujeira da corrente do transportador da cabine de pintura de base e verniz. Espera-se que o sistema proposto melhore o desempenho da limpeza da corrente, detectando o momento correto de sua limpeza, evitando assim a parada não programada da produção. Para isso um modelo em escala reduzida de um transportador de carrocerias foi projetado e montado neste trabalho além do desenvolvimento de um *software* para processamento de imagens e estimação do nível de sujeira da corrente de baixo custo computacional.

Este trabalho está estruturado da seguinte forma. Na próxima seção será apresentado brevemente o processo de pintura automotiva. Na Seção 3 são apresentados o protótipo construído e os ensaios realizados. Na Seção 4 os resultados são apresentados e uma discussão é realizada. Por fim, na Seção 5, as conclusões são dispostas.

2. A CABINE DE PINTURA AUTOMOTIVA

O processo de pintura de um veículo é muito conhecido pelos especialistas como um fluxo contínuo de fabricação, ou seja, o fluxograma é obedecido criteriosamente nas montadoras para garantir um bom processo de fabricação, com menor índice de defeitos de pintura perceptíveis ao cliente final. Na Figura 1 está ilustrado os principais passos do processo de pintura, onde se percebe a complexidade do mesmo e o possível custo envolvido com qualquer defeito encontrado na etapa final. As numerações indicam os respectivos nomes de cada processo, sendo:

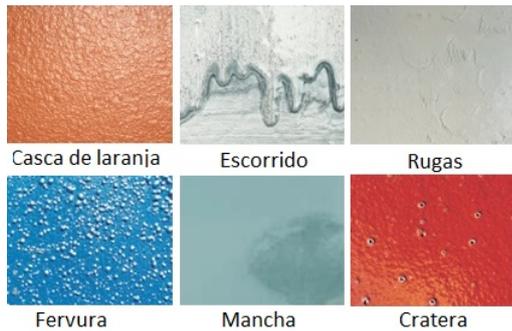
- (1) Chaparia;
- (2) Tratamento de superfície;
- (3) Cataforese;
- (4) Estufa;
- (5) Vedação de interior;
- (6) Vedação de exterior;
- (7) Primer;
- (8) Esmalte e verniz.

O sucesso da pintura de uma carroceria pode ser influenciado por alguns fatores primordiais, como exemplo, o sistema de ventilação e extração do ar da cabine de pintura, a preparação da tinta, a programação do robô, a



Fonte: Própria

Figura 1. Processo de pintura automotiva



Fonte: Própria

Figura 2. Defeitos em pintura automotiva

temperatura do interior da cabine de aplicação e, por fim, o movimento do transportador. Sobre todos os possíveis defeitos de processo, será motivo de estudo o transportador da cabine que é responsável por fazer o deslocamento da carroceria em todo interior da cabine.

O mau funcionamento do transportador pode provocar defeitos de pintura na carroceria, causando retrabalhos e repinturas com perdas irreparáveis ao nível de satisfação da montadora perante o cliente final. Na Figura 2 estão listados os principais defeitos que podem ocorrer no processo de pintura.

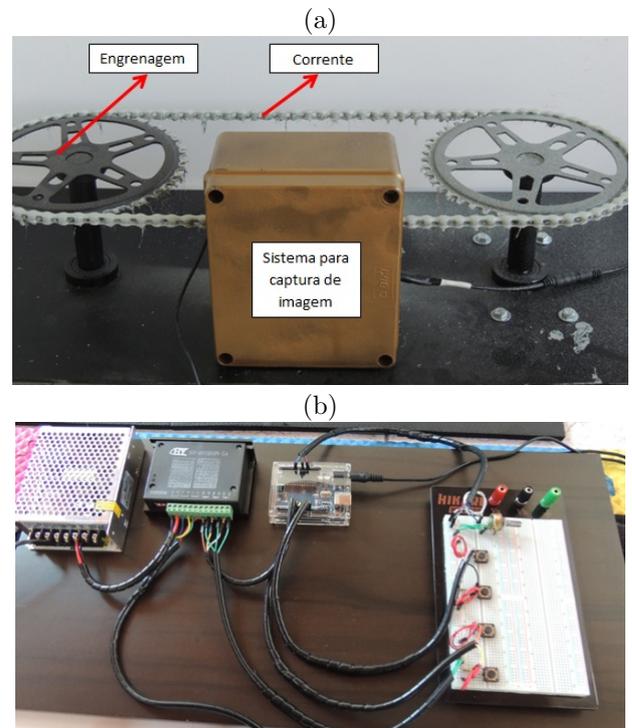
3. MATERIAIS E MÉTODOS

Nesta seção será apresentado o protótipo desenvolvido neste projeto para implementação de um sistema de detecção de sujeira da corrente do transportador de cabines, bem como detalhes da sua montagem. Além disso, serão descritos os ensaios implementados e o banco de dados

construído para desenvolvimento do sistema de visão computacional.

3.1 O protótipo de transportador

O protótipo construído tem por objetivo representar, de forma mais fiel possível, em menor escala, o sistema transportador (*skid*) de uma cabine automotiva. Com relação à parte mecânica do protótipo, que visa simular a condição real da corrente do *skid* do transportador de carrocerias, a coroa está acoplada a um eixo e este, por sua vez, está acoplado a um motor de passo que é responsável por realizar a movimentação da corrente em uma velocidade pré-estabelecida. O protótipo, composto por um sistema mecânico (constituído por corrente, coroa, eixo e motor de passo), por um sistema de comando eletrônico e por um sistema de aquisição de imagens, é apresentado na Figura 3.



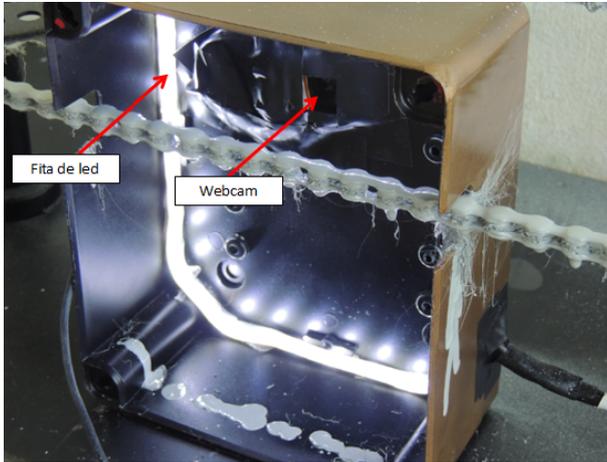
Fonte: Própria

Figura 3. Protótipo de sistema transportador construído em pequena escala com sistema de aquisição de imagens: (a) sistema mecânico com sistema de visão computacional e (b) sistema de comando eletrônico para controle de velocidade do motor de passo

O sistema de visão de máquina é composto por uma *webcam*, LEDs brancos, distribuídos de forma homogênea em torno da câmera para obtenção de uma iluminação uniforme, e uma caixa de plástico pintada na cor vermelha como fundo das imagens, conforme apresentado na Figura 4. A utilização do fundo vermelho na captura de imagem facilita o processo de remoção do fundo da mesma na tentativa de identificação do grau de sujeira nos elos da corrente.

Como pode ser constatado nessa figura, a câmera foi instalada em uma posição tal que a corrente está sempre no seu campo de visão e bem iluminada pelo sistema de

iluminação desenvolvido. Assim como acontece no olho humano, o sistema de visão computacional também depende da intensidade da iluminação, e quanto melhor projetado for o sistema iluminante mais precisa será a análise, menor tempo de processamento computacional será dispendido e menos complexos serão os passos subsequentes do processamento de imagens (de Oliveira et al., 2016).



Fonte: Própria

Figura 4. Interior do sistema de captura de imagem

Para construção do sistema foram utilizados, principalmente, os seguintes materiais:

- placa de aço SAE 1020 com dimensão de 800mm de comprimento x 300mm de largura x 5mm de espessura;
- corrente modelo Tec C410E x 114L 1/2 x 1/8;
- coroa de aço SAE 1020 com 46 dentes;
- rolamento de esferas SKF diâmetro 22mm;
- motor de passo marca NEMA 23 com 15 kgf / 3,0 A;
- *driver* para motor de passo HY-DIV268N-5A (TB-6600);
- *arduino uno*;
- *webcam* C270 HD 720p;
- fita de *LED* 6K - branco frio.

3.2 Ensaios e Banco de Dados

A partir de uma tinta do tipo *spray*, na cor cinza, cor esta semelhante à apresentada pela corrente real do *skid* com sujidade, foram aplicadas várias camadas de tinta. Assim, o banco de dados foi desenvolvido a partir da aplicação de tinta na corrente em 10 etapas, cada etapa corresponde a uma quantidade diferente de mãos de tinta.

O banco de dados foi criado a partir de capturas de imagens durante o processo de movimentação da corrente no sentido horário. A velocidade da corrente foi mantida constante em todos os experimentos a uma amplitude tal que se aproxima do movimento encontrado na corrente real do processo de pintura, sendo permitido no protótipo simular diferentes velocidades da corrente por meio de um controle eletrônico do motor de passo.

Para cada etapa, foram criados três vídeos com a *webcam* Logitech HD C270, com imagens de 1280 × 780 *pixels* de resolução a uma taxa de 29 quadros por segundo. Com os três vídeos obtidos, aproximadamente 5.000 imagens foram

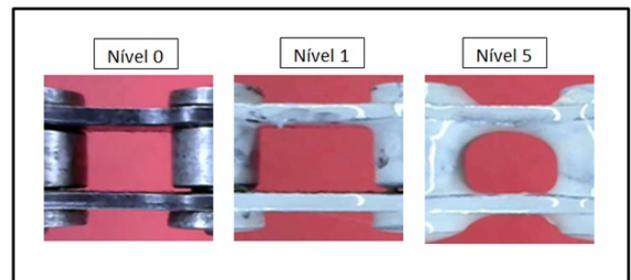


Fonte: Própria

Figura 5. Corrente sem resíduos de tinta

adquiridas, de cada uma das 11 condições de sujidade da corrente (0 a 10) - sendo 0 sem aplicação de tinta e 11 a décima etapa de aplicação, e armazenadas no banco de dados para processamento da sujidade. Na Figura 5 é apresentada uma imagem obtida pelo sistema desenvolvido da corrente sem qualquer vestígio de tinta, ou seja, totalmente limpa. Esta classificação determina o ponto de partida para todo o desenvolvimento desta pesquisa. Como pode ser observado, a imagem é bastante nítida, mesmo sendo uma imagem retirada da corrente em movimento.

A título de ilustração, alguns níveis de sujidade são apresentados na Figura 6. Como pode ser inferido dessa figura, a partir do aumento da sujidade da corrente, esta fica mais espessa devido à impregnação de resíduos advindos da aplicação de tinta.



Fonte: Própria

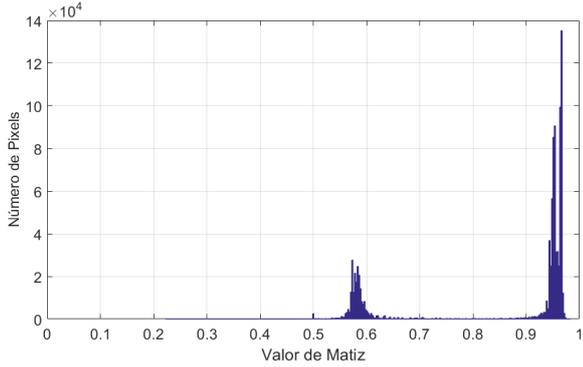
Figura 6. Detalhe de diferentes níveis de sujidade da corrente

A partir do nível 6 já é constatado um desempenho reduzido do sistema, ou seja, o movimento da corrente começa a ser prejudicado, não apresentando uniformidade. Nesta situação, o quadrante da corrente passa ser ocupado em grande parte por resíduos da tinta aplicada. Os ensaios foram concluídos a fim de ter a completa saturação da corrente, mesmo que na prática dificilmente esta condição fosse alcançada. De fato, por segurança, a partir dos níveis 5 e 6 é de se esperar a intervenção da equipe de manutenção e limpeza da corrente.

De forma geral, pode ser constatado pelas imagens apresentadas que, independente da sujidade da corrente, as imagens adquiridas possuem boa resolução e foco, sendo perceptível as alterações da corrente ao longo dos diferentes níveis. Nesse sentido, o emprego de técnicas de processamento de imagens para inferir um índice de sujidade por sistema de visão de máquinas pode ser vislumbrado, conforme apresentado a seguir.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesta seção são apresentadas as etapas de obtenção do índice de sujidade da corrente a partir da análise de ima-



Fonte: Própria

Figura 7. Histograma de valores de Matiz dos *pixels* de uma imagem do banco de dados

gens do protótipo desenvolvido. Partindo dessa premissa e considerando que a cor de fundo de todas as imagens obtidas é bastante diferente daquela observada na corrente, em qualquer nível de sujidade, a remoção do fundo da imagem é possível a partir da aplicação de um filtro digital que leve em consideração as cores presentes na mesma. É importante ressaltar que no sistema real de pintura automotiva a cor da corrente com ou sem resíduos é similar à observada nos ensaios apresentados neste trabalho.

Isso posto, a primeira etapa do sistema de processamento é a remoção do fundo da imagem cuja cor predominante é vermelha. Nesse caso, um espaço de cor interessante a ser usado é o HSV (do inglês *Hue*, *Saturation*, e *Value*), ou seja, Matiz, Saturação e Valor. A Matiz (*Hue*) define a tonalidade da cor, a Saturação (*Saturation*) define a pureza e o Valor define o brilho (*Lightness*) (Gonzalez and Woods, 2008).

Para isso, a imagem deve ser transformada do espaço de cores RGB para HSV, e deve ser escolhido um intervalo de valores de Matiz que represente as tonalidades encontradas no fundo das imagens. As tonalidades próximas ao vermelho estão bem definidas e próximas do valor de 0° ou 360° , esta escala pode ser representada normalizada entre 0 (0°) e 1 (360°).

A Figura 7 apresenta o histograma dos valores de Matiz de todos os *pixels* de uma determinada imagem. Fica claro pela figura que há dois agrupamentos bem distintos nos dados, um referente aos *pixels* do fundo da imagem (em torno da tonalidade vermelha) e o outro representando a corrente e resíduos. Após a análise em diversas situações com corrente limpa e suja, a faixa de valores de Matiz (M) que define o que representa corrente e resíduos de tinta das imagens é dada por:

$$0 \leq I_M(i, j) \leq 0,8, \quad (1)$$

em que I_M é o valor de Matiz do *pixel* na posição linha i e coluna j da imagem transformada em matriz de números. A Figura 7 corrobora a escolha deste intervalo.

Por conseguinte, uma máscara binária é criada, onde valores 0 (preto) são atribuídos ao fundo e valores 1 (branco) são atribuídos para a corrente e seus resíduos. A Figura 8 apresenta a obtenção da máscara binária de duas imagens com diferentes nível de sujidade. Como pode

ser observado, as máscaras distinguiram bem a corrente e resíduos (*pixels* brancos) do fundo (*pixels* em preto).

Com a remoção do fundo das imagens, parte-se para a análise dos *pixels* restantes. Com o propósito de obter um sistema de processamento com menor custo computacional possível, e constatando que a quantidade de *pixels* não pertencentes ao fundo da imagem aumenta com a sujidade da corrente (comparar quantidade de *pixels* brancos nas Figuras 8 (c) e (d)), uma forma simples de medir e criar um índice de sujidade para a corrente é calcular quantos *pixels* em branco aumentaram em relação aos encontrados no momento que a corrente não possuía qualquer tipo de resíduo (corrente limpa).

Portanto, para determinar a quantidade de *pixels* em branco nas matrizes binárias (máscaras), soma-se os valores de todos os *pixels* da imagem, uma vez que valores iguais a 1 são referentes à corrente e resíduos. A Figura 9 apresenta o número de *pixels* considerados como corrente de uma sequência de imagens adquiridas do protótipo com corrente limpa.

A partir da análise da Figura 9 é possível observar um caráter periódico da quantidade de *pixels* da corrente ao longo das amostras sequenciais. Esta característica pode ser explicada pelo fato das imagens serem adquiridas em uma forma sequencial (vídeo) e, de acordo com a posição da corrente na imagem, o número de passos inteiros da corrente presentes na imagem se repete com o deslocamento da mesma, o que faz com que o número de *pixels* tenha este comportamento periódico.

Ademais, é importante ressaltar da Figura 9 que o sistema projetado é capaz de obter as variações da quantidade de *pixels* mesmo considerando que a corrente, neste caso, está sem resíduos. Este comportamento repetitivo corrobora a eficiência do método proposto. Deve estar claro que esta periodicidade depende da velocidade da corrente, que foi mantida constante em todo experimento, assim como é esperado em um sistema real de pintura automotiva.

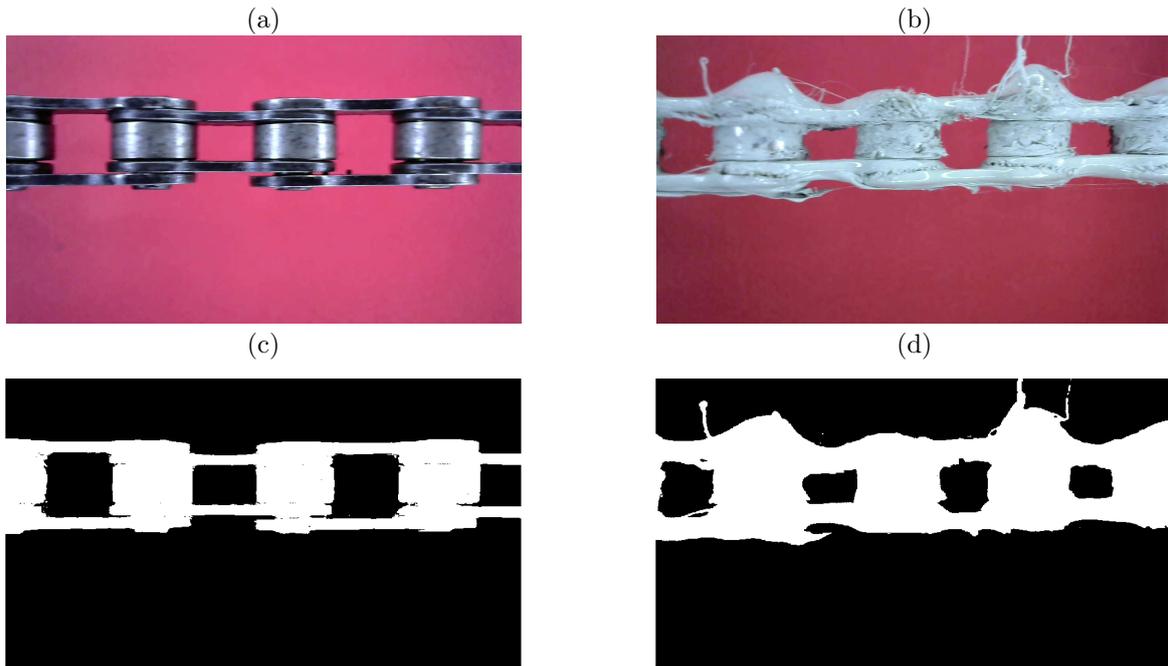
De forma a obter a periodicidade do sinal, foi aplicada a função de autocorrelação (FAC), cujo estimador empregado é dado por (Aguirre, 2007):

$$FAC_u(k) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{2N+1} \sum_{i=-N}^N u(i)u(i+k), \quad (2)$$

em que u é o sinal e N é o número de amostras. O uso da FAC ao invés do próprio sinal é justificável por ela ser mais robusta ao ruído.

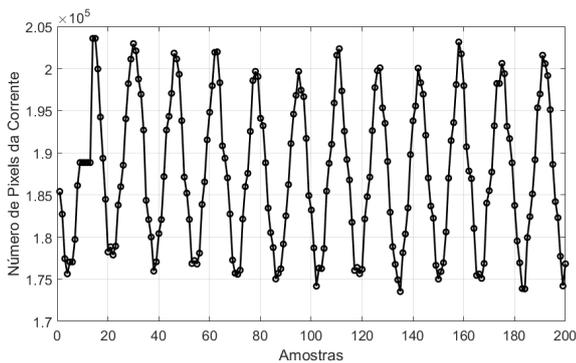
A FAC do sinal de número de *pixels* da corrente é apresentada na Figura 10. Após uma análise por meio de detecção de picos da FAC, em um número de 500 amostras, foi constatado que o período do sinal é de aproximadamente 16 amostras. Ou seja, considerando uma frequência de aquisição de imagens a 29 quadros por segundo, 16 imagens correspondem a aproximadamente 550 ms.

Partindo dessa premissa, seria interessante obter o valor médio da quantidade de *pixels* por período, de forma a não observar esta flutuação e indicar o valor correspondente da corrente limpa para o usuário final. Para isso foi projetado inicialmente um filtro do tipo Média Móvel (MA - *Moving Average*) que possui 16 termos (respectivos a um período),



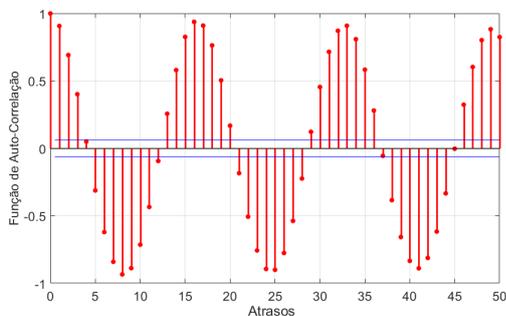
Fonte: Própria

Figura 8. Obtenção de máscara das imagens para remoção dos *pixels* que representam o fundo das mesmas



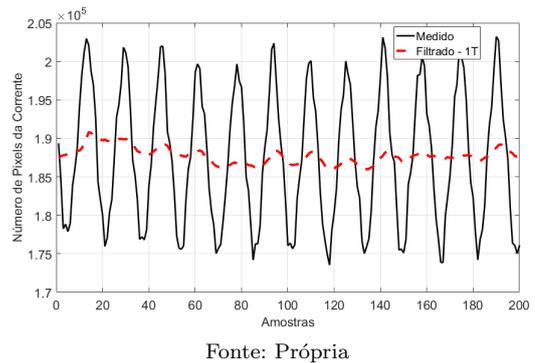
Fonte: Própria

Figura 9. Número de *pixels* considerados da corrente de uma sequência de imagens com corrente limpa. As marcações (o) representam os valores de cada imagem (amostra) analisada.



Fonte: Própria

Figura 10. Função de autocorrelação do número de *pixels* considerados da corrente de uma sequência de imagens com corrente limpa.



Fonte: Própria

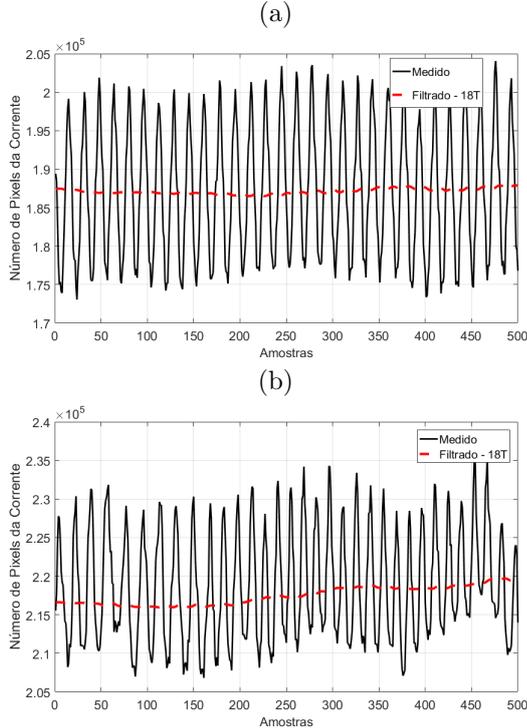
Figura 11. Número de *pixels* considerados da corrente limpa de uma sequência de imagens e sinal filtrado por um filtro MA com 16 termos.

todos com o mesmo coeficiente. A Figura 11 apresenta o sinal original e sua versão filtrada. Pode ser constatado que houve uma redução significativa da flutuação, como era esperado.

De forma a obter um sinal com menos oscilações, o filtro foi projetado com 18 períodos do sinal ou seja, com 288 termos. Apesar de ser um valor alto, considerando a taxa de aquisição de imagens utilizada, o tempo equivalente das 288 amostras necessárias para cálculo é de aproximadamente 10 s, valor considerado baixo em se tratando da dinâmica do sistema. A limpeza da corrente no processo automotivo real é normalmente realizada semanalmente e obter valores a cada 10 s é bastante razoável.

A Figura 12 apresenta a aplicação deste filtro com 288 termos em dois casos, (a) com corrente limpa e (b) com corrente suja (nível 2). É importante observar que a flutuação das medidas obtidas na corrente limpa é menor

Figura 12. Número de *pixels* considerados da corrente limpa (a) e suja (b) de uma sequência de imagens e sinal filtrado por um filtro MA com 288 termos.



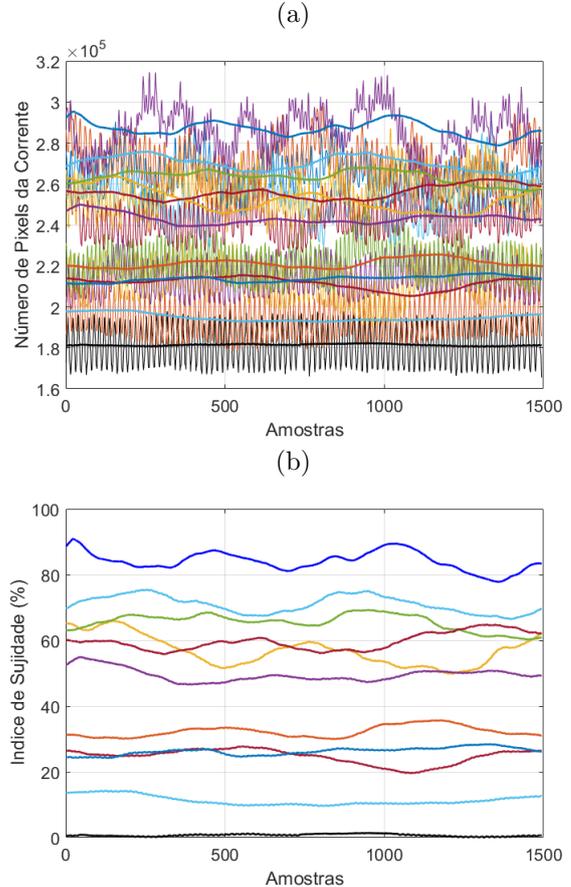
Fonte: do Autor

do que na corrente suja. Isso se deve à não homogeneidade dos resíduos encrustados ao longo da corrente. Este fato deverá ocorrer em menor escala no sistema real de pintura automotiva uma vez que a encrustação de tinta ocorre por um processo mais lento e uniforme.

De forma a criar um índice para a sujeidade em porcentagem, ao invés de utilizar o número total de *pixels*, este foi normalizado de forma que o menor valor médio de *pixels* obtido pelas imagens da corrente limpa foi considerado como o de menor sujeidade possível (0% de sujeidade). Já para o valor de máxima sujeidade encontrada no banco de dados, foi atribuído o valor de 90% de sujeidade para evitar a saturação em 100% de alguma imagem, apesar de que no sistema real de pintura automotiva, possivelmente a corrente não chegaria no estado de máxima sujeidade do banco de dados construído, pois, nestas situações, há grande risco de ocorrer problemas no sistema de transporte de carrocerias e consequentemente no processo de pintura.

Conforme discutido anteriormente, as flutuações de valores de sujeidade ao longo da aquisição de amostras é esperado, principalmente em amostras com mais sujeidade, pelo fato da inserção de tinta na corrente ocorrer de forma manual e, em alguns trechos da corrente, podem existir mais impregnações do que outros. Além disso, com o aumento da quantidade de resíduos, quando a corrente passa pela coroa, parte dos resíduos é deslocado, provocando ainda mais variações na quantidades de *pixels* medidos. Ao analisar o nível 0 (corrente limpa) da Figura 13, percebe-se que a variação da medição de sujeidade é bastante pequeno ($\pm 1\%$), validando o protótipo construído e o sistema de processamento de imagens implementado.

Figura 13. Número de *pixels* medido e filtrado (a) e índice de sujeidade filtrada obtidos de várias rodadas de correntes, em diversos níveis de resíduos. Nível 0 (em preto) é referente à corrente limpa e nível 10 (azul escuro) a mais suja. Todas as sequências de imagens foram filtradas por um filtro MA com 288 termos.



Fonte: do Autor

Ao observar o funcionamento do protótipo, percebeu-se que a partir do nível 4, com o aumento da quantidade de resíduos na corrente, o comportamento do sistema não era mais como esperado, ocorrendo falhas no deslocamento da corrente. Isso posto, um possível limiar para o índice de sujeidade, para que a partir do qual a corrente precisa ser limpa, a fim de evitar riscos ao processo, poderia ser de 40%, o que corresponderia a um valor que englobaria os níveis de número 5 e superiores. Obviamente, para o caso da corrente do processo real, esse índice deve ser ajustado com o comportamento e as necessidades do processo.

5. CONCLUSÃO

O objetivo deste trabalho foi construir um sistema de baixo custo monetário baseado em visão computacional para detectar o nível de sujeidade da corrente do transportador da cabine de pintura de base e verniz.

A partir da implementação de um sistema de visão computacional composto por uma *webcam*, iluminante e *software* de processamento de imagens, e também a partir da construção de um protótipo do sistema de transporte de carrocerias de um processo de pintura automotiva, composto por corrente, coroas, motores de passo e sistema

eletrônico de controle, foi possível simular o processo real em pequena escala e validar o sistema de medição de sujidade de corrente.

Os resultados apresentados mostram que é possível, por meio de um sistema de baixo custo monetário, implementar um sistema de visão computacional que forneça um índice de sujidade para a corrente do *skid*. Foram realizados vários ensaios, em corrente com diferentes níveis de resíduo, e o sistema se mostrou capaz de distinguir bem os níveis de sujidade por meio de um processamento simples das imagens, considerando apenas a contagem de *pixels* da imagem referentes ao objeto corrente mais resíduos. Com esta simplicidade de operações, a implementação desse sistema em um *hardware* com processamento embarcado pode ser vislumbrado, atingindo os objetivos deste trabalho.

Como trabalhos futuros, espera-se implementar os algoritmos de processamento de imagens desenvolvidos em um sistema embarcado e testá-los no sistema real de pintura automotiva juntamente com o sistema de visão implementado. Além disso, é desejável o projeto de uma interface homem-máquina para apresentar em tempo real o índice de sujidade inferido pelo sistema proposto. Dessa forma é esperado minimizar as perdas de performance durante o processo de pintura das carrocerias e destinar recursos eficazes à manutenção preventiva dos equipamentos da indústria.

AGRADECIMENTOS

Agradecimento à CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior), à FAPEMIG (Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais), ao CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico) e à UFLA (Universidade Federal de Lavras) pelos recursos financeiros destinados e toda a infraestrutura necessária para execução do projeto.

REFERÊNCIAS

- Aguirre, L.A. (2007). *Introdução à identificação de sistemas—Técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais*. Editora UFMG. 3a edição.
- Armesto, L., Tornero, J., Herraes, A., and Asensio, J. (2011). Inspection system based on artificial vision for paint defects detection on cars bodies. In *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1–4.
- Bahrin, M.A.K., Othman, M.F., Azli, N.N., and Talib, M.F. (2016). Industry 4.0: A review on industrial automation and robotic. *Jurnal Teknologi*, 78(6-13), 137–143.
- Chang, F., Dong, M., Liu, M., Wang, L., and Duan, Y. (2020). A lightweight appearance quality assessment system based on parallel deep learning for painted car body. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 69(8), 5298–5307.
- Cheng, C.H., Guelfirat, T., Messinger, C., Schmitt, J.O., Schnelte, M., and Weber, P. (2015). Semantic degrees for industrie 4.0 engineering: Deciding on the degree of semantic formalization to select appropriate technologies. In *Proceedings of the 2015 10th Joint Meeting on Foundations of Software Engineering*, 1010–1013. ACM.
- de Oliveira, E.M., Leme, D.S., Groenner Barbosa, B.H., Rodarte, M.P., and Fonseca Alvarenga Pereira, R.G. (2016). A computer vision system for coffee beans classification based on computational intelligence techniques. *Journal of Food engineering*, 171, 22–27.
- Forsyth, D.A. and Ponce, J. (2002). *Computer vision: a modern approach*. Prentice Hall Professional Technical Reference.
- Gonzalez, R.C. and Woods, R.E. (2008). *Digital image processing*. Prentice Hall, Upper Saddle River, N.J.
- Hermann, M., Pentek, T., and Otto, B. (2016). Design principles for industrie 4.0 scenarios. In *2016 49th Hawaii international conference on system sciences (HICSS)*, 3928–3937. IEEE.
- Jensen, J.R. (1996). *Introductory digital image processing: a remote sensing perspective*. Ed.2. Prentice-Hall Inc., Upper Saddle River, USA.
- Kieselbach, K.K., Noethen, M., and Heuer, H. (2019). Development of a visual inspection system and the corresponding algorithm for the detection and subsequent classification of paint defects on car bodies in the automotive industry. *Journal of Coatings Technology and Research*, 16(4), 1033–1042.
- Leme, D.S., da Silva, S.A., Barbosa, B.H.G., Borém, F.M., and Pereira, R.G.F.A. (2019). Recognition of coffee roasting degree using a computer vision system. *Computers and Electronics in Agriculture*, 156, 312 – 317.
- Posada, J., Toro, C., Barandiaran, I., Oyarzun, D., Stricker, D., de Amicis, R., Pinto, E.B., Eisert, P., Döllner, J., and Vallarino, I. (2015). Visual computing as a key enabling technology for industrie 4.0 and industrial internet. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 35(2), 26–40.
- Santos, B.P., Alberto, A., Lima, T., and Charrua-Santos, F. (2018). Indústria 4.0: desafios e oportunidades. *Revista Produção e Desenvolvimento*, 4(1), 111–124.
- Urbikain, G., Alvarez, A., López de Lacalle, L., Arsuaga, M., Alonso, M., and Veiga, F. (2017). A reliable turning process by the early use of a deep simulation model at several manufacturing stages. *Machines*, 5(2), 15.
- Wollschlaeger, M., Sauter, T., and Jasperneite, J. (2017). The future of industrial communication: Automation networks in the era of the internet of things and industry 4.0. *IEEE Industrial Electronics Magazine*, 11(1), 17–27.
- Zhang, J., Xu, J., Zhu, L., Zhang, K., Liu, T., Wang, D., and Wang, X. (2020). An improved MobileNet-SSD algorithm for automatic defect detection on vehicle body paint. *Multimedia Tools and Applications*.