

# Avaliação de jatos descarepadores utilizando Técnicas de Processamento Digital de Imagens

Samyla S. Dutra\* Odilon C. Silva\*\*  
Cristóvão N. Giacomini\*\*\*

\* *Engenheira de Computação, Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, CEFET-MG, Timóteo (e-mail: samyladutra@gmail.com)*

\*\* *Mestre em Computação, Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, CEFET-MG, Timóteo (e-mail: odilon.correa@cefetmg.br)*

\*\*\* *Consultor de Software, Soft Sider S/A, Ipatinga, MG (e-mail: cristovao.giacomini@softsider.com.br)*

---

**Abstract:** Computer Vision Systems are used to optimize the process on a large scale in industries. However, the ability to accurately recognize real-world objects still poses great challenges. The goals of this paper are to detect, to extract and to analyze the features of spray jets used in rolling mills. Images were acquired from the test bench, and Haarcascade was used to detect interest points. Features were analyzed by hand-built image processing algorithm. Haarcascade performed with 81% accuracy while the developed algorithm performed with 92% accuracy.

**Resumo:** Sistemas de Visão Computacional podem ser utilizados para otimizar o processo em larga escala nas indústrias. Porém, fazer com que o computador seja capaz de reconhecer objetos do mundo real ainda é um dos grandes desafios da computação. O objetivo desse trabalho é detectar, extrair e analisar as características de jatos descarepadores utilizados no processo siderúrgico. As imagens foram obtidas a partir da bancada de teste e submetidas ao algoritmo Haarcascade para a detecção da região de interesse e a um algoritmo, utilizando técnicas de Processamento Digital de Imagens para análise das características. Nos testes realizados o Haarcascade apresentou uma taxa de acerto de aproximadamente 81% e o algoritmo desenvolvido de aproximadamente 92%.

*Keywords:* Computer Vision, Spray Nozzle, Hot rolling mill, Steel industry.

*Palavras-chaves:* Visão Computacional, Bico Pulverizador, Laminação a Quente, Siderurgia.

---

## 1. INTRODUÇÃO

Na computação é vigente a demanda em conseguir simular as capacidades humanas para a realização de funções relacionadas à análise de imagens. Essa simulação deve ter a habilidade de extrair apenas informações importantes a partir de uma cena repleta de informações incompletas e, principalmente, conseguir identificar um objeto ou padrão em uma imagem com a maior independência possível, em relação a fatores como mudança de posição, tamanho, orientação e variações no ponto de vista (Araújo, 2009).

Na indústria, esses conceitos servem de base para as modernas tecnologias da informação e automatização de processos, que deram origem aos termos *Industry 4.0* na Europa e *Smart Manufacturing* nos EUA. Como exemplo para a área siderúrgica, sistemas de visão computacional já foram utilizados para automatizar o processo de inspeção de defeitos em chapas e classificá-los no processo de fabricação do aço (Queiroz, 2015), (Martins, 2010), analisar irregularidades na produção (Bento, 2016), auxiliar opera-

dores para análise os sistemas de automação (Salis, 2007) e avaliar o desempenho eletromagnético de aço elétrico (Rebouças Filho et al., 2017).

Para a produção do aço, o processo siderúrgico dispõe de objetos responsáveis por realizar a remoção de óxidos de ferro presente na composição química do material, emissão de água ou ar para a mistura química, pulverização nas áreas primárias e resfriamento do material processado. Esses objetos são chamados de bicos de pulverização. A figura 1 mostra as áreas da siderurgia que utilizam os bicos de pulverização e os processos de fabricação do aço (Systems, 2010).

Em um cenário generalístico, os bicos de pulverização são utilizados em escala industrial emitindo jatos de água, elementos químicos, ou ar sob grande pressão em diversos ramos. Na indústria siderúrgica, os bicos pulverizadores no processo de laminação de tiras a quente são utilizados para a remoção de óxidos agregados no aço, denominados carepa. Nesse contexto os bicos pulverizadores passam a ser denominados bicos descarepadores. A siderurgia utiliza



Figura 1. Processos que utilizam bicos pulverizadores na indústria siderúrgica.

água na maioria de seus processos produtivos e a eficiência na utilização desse recurso é um fator muito importante na atividade industrial tanto do ponto de vista econômico quanto ambiental.

Entretanto, a avaliação da qualidade do bico descarepador é realizada manualmente e, portanto, essa avaliação está suscetível a interferências humanas. Ocasionalmente, fatores ambientais, físicos e comportamentais (como estresse, fadiga, sono, fome) podem causar divergências na avaliação. Assim, a automatização do processo de avaliação do jato é importante, uma vez que implica em ganho de tempo para determinação da qualidade e cumprimento de um padrão fixo estabelecido.

Esse trabalho tem como objetivo apresentar o desenvolvimento de um método para detectar, extrair e analisar as características de imagens, ou sequências de imagens, de jatos emitidos por um bico pulverizador, visando auxiliar o processo de avaliação dos bicos.

## 2. DESENVOLVIMENTO

Os sistemas que utilizam PDI (Processamento Digital de Imagem) podem ser subdivididos em sete passos fundamentais: domínio do problema, obtenção da imagem, restauração/realce (pré-processamento), segmentação, extração de características, classificação e decisão (Azevedo et al., 2010).

Com essa abordagem definida, tem-se a metodologia adotada para este trabalho que, tendo em vista o domínio do problema, as imagens foram adquiridas em bancada de teste do bico descarepador e submetidas ao classificador Haarcascade. Este foi treinado para obter a região de interesse das imagens e servir como base para o algoritmo desenvolvido usando técnicas de PDI.

Em seguida, na etapa de pré-processamento, as imagens foram redimensionadas, suavizadas com o filtro Gaussiano e os ruídos foram removidos com os filtros de mediana. Na segmentação, o operador de Canny foi utilizado para delimitar as bordas do jato e a Transformada de Hough para a detecção das retas. Para extrair as características do jato como o ângulo e a cobertura teórica, foram utilizadas relações trigonométricas e operações algébricas.

### 2.1 Classificador Haarcascade

O algoritmo Haarcascade utiliza o princípio de funcionamento do algoritmo Viola-Jones (Viola and Jones, 2001). Este é muito utilizado para detectar faces com precisão, alta taxa de acerto, baixa taxa de falsos positivos e baixo custo computacional (Araujo, 2010). O algoritmo é composto pela etapa de representação da imagem em um espaço de características baseadas nos filtros de Haar, um classificador *Boosting* e a combinação em cascata destes classificadores.

A figura 2 (Lienhart and Maydt, 2002) mostra os exemplos possíveis de configuração dos filtros de Haar em formato de pixels. Esses são os filtros utilizados para serem subtraídos e originar a imagem buscada. Por exemplo, a máscara 1(a) apenas subtrai o valor de um pixel do seu vizinho à direita. A máscara 2(c) subtrai o pixel central dos pixels logo acima e abaixo. A máscara 3(a) subtrai um pixel central dos seus 8-vizinhos. Esse processo percorre toda a imagem submetida ao algoritmo (imagem positiva) deslizando os filtros Haar procurando o padrão que se encaixe.

Por esse motivo o algoritmo Haarcascade também pode ser definido como detectores baseados em cascata, pois treinam uma árvore de decisão em que cada nível analisa um conjunto de atributos diferentes e avalia se esses atributos representam ou não o objeto de interesse (Barelli, 2018).

Na prática, o classificador Haarcascade é treinado para reconhecer padrões a partir de objetos já conhecidos. Um conjunto de características de objetos são apresentados ao classificador e a partir desses dados, ele é treinado para identificar automaticamente padrões nessas informações, tornando-se capaz de classificar novos objetos. Para este trabalho, foi utilizado a biblioteca OpenCV, que implementa o algoritmo Haarcascade para detectar a região de interesse.

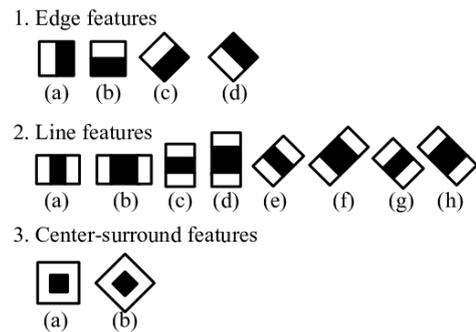


Figura 2. Filtros de Haar com as possíveis posições dos pixels das regiões brancas e regiões pretas.

O desenvolvimento do algoritmo Haarcascade foi realizado em sete etapas, como mostrado na figura 3: aquisição de imagens, definição da Região de Interesse (*Region Of Interest* - ROI) a ser detectada, selecionar as imagens negativas, selecionar as imagens positivas, gerar vetor de positivas, treinar o cascade.

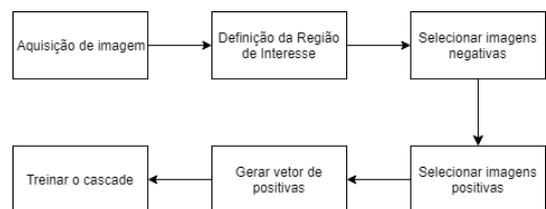


Figura 3. Etapas para o funcionamento do haarcascade.

As imagens positivas foram obtidas a partir de uma banca de teste do bico descarepador para três classificações de bicos, sendo um do tipo 3040E, um DNEX 1328 e outro 3040EN PRO. Os testes foram feitos em imagens estáticas e em seqüências de imagens (em vídeo). A definição da ROI é a região localizada na parte central da imagem, de forma a delimitar apenas o início do jato. As imagens negativas são imagens que não possuem o objeto de interesse, as imagens positivas são as que possuem o objeto de interesse e ambas são utilizadas durante a etapa de treinamento do classificador Haarcascade. A criação do vetor de positivas é a configuração obtendo a imagem positiva sobreposta na imagem negativa. Por fim, o treinamento do classificador utilizando a biblioteca OpenCV foi realizada definindo alguns parâmetros de configuração, assim como, especificando a taxa de acerto mínimo e taxa de alarme falso detectado. Após alguns experimentos, o resultado com o classificador para uma imagem é ilustrada na figura 4.

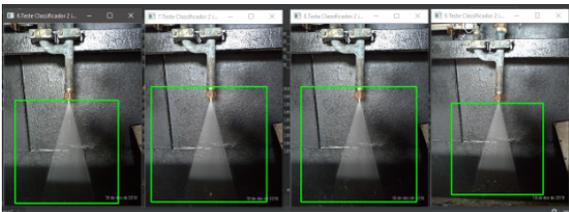


Figura 4. Resultado da detecção do algoritmo Haarcascade para os primeiros experimentos.

Entretanto, os resultados obtidos com essa ROI não foram satisfatórios por possuírem muito ruído ao fundo e nas delimitações. Assim, após alguns experimentos o algoritmo foi treinado com a ROI de tamanho menor. A criação do cascade foi refeita e definiu-se 5 novas imagens positivas de cada classe (mais próximas do início da emissão do jato) e com 500 imagens negativas com a sobreposição das imagens positivas. Assim, obteve-se o resultado ilustrado na figura 5.

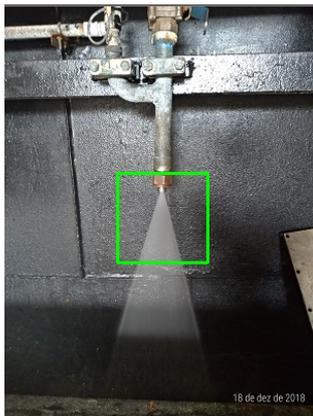


Figura 5. Imagem do jato para os experimentos com resultado satisfatório por apresentar uma ROI menor.

## 2.2 Algoritmo de extração de características

A imagem a ser tratada na etapa de pré-processamento é resultado da detecção da região de interesse processada pelo Haarcascade, já cortada apenas com a região de interesse e em escala de cinza. Sendo assim, o primeiro passo foi

redimensionar a imagem recebida para uma escala menor. Após experimentos realizados, a melhor dimensão para trabalhar com a imagem foi 200x300 pixels. Posteriormente, foram utilizados filtros de suavização aplicados nas imagens da base de dados.

Os filtros de suavização são utilizados para borramento e redução de ruído. Aplicando as operações de borramento nas imagens, foi possível remover os pequenos detalhes da imagem, antes da extração de característica do objeto, e conectar pequenas descontinuidades nas linhas apresentadas pelas imagens. Dentre os filtros de suavização, dois merecem destaque: filtro Gaussiano e filtro de Mediana.

O filtro Gaussiano é um filtro passa-baixa e, como tal, um dos principais problemas relacionados à eliminação de ruído em imagens por meio desses filtros é a supressão de detalhes finos e bordas da imagem. Entretanto, por ser um filtro não linear, o filtro Gaussiano realiza a suavização de forma mais atenuada seguindo a distribuição normal. Assim, o filtro aplicado na imagem possui uma matriz com pesos distintos, seguindo a função Gaussiana.

Como a aplicação do filtro espacial não interfere na detecção de bordas, é possível aplicá-lo iterativamente. Assim, a aplicação do filtro de mediana permitiu remover o restante dos ruídos não removidos pelo filtro Gaussiano.

Segundo Gonzales (2010), os filtros de mediana proporcionam excelentes resultados na redução de ruído, com borramento consideravelmente menor do que filtros lineares de suavização de tamanho similar. Os filtros de mediana são eficazes na presença de ruído impulsivo, também chamado de ruído *sal e pimenta* em razão de sua aparência, como pontos brancos e pretos sobrepostos em uma imagem. Embora os ruídos na imagem em contexto não sejam essencialmente do tipo *sal e pimenta*, por ser passa-baixa e por isto combinar com o filtro Gaussiano, o filtro de mediana foi escolhido para suavizar as imagens do jato.

Na etapa de segmentação o objetivo é identificar corretamente a forma dos objetos presentes na imagem. Baseando-se principalmente na variação dos valores de intensidade dos pixels da imagem, detecção de descontinuidades e técnicas de limiarização.

Para a etapa de segmentação, as imagens resultantes da suavização dos filtros Gaussiano e mediana foram submetidos às operações para delimitação do jato. Essa operação foi realizada utilizando, primeiramente, o operador de Canny para detecção das bordas na imagem e a transformada de Hough para a obtenção das retas que parametrizam o formato do jato.

Nesta etapa, o interesse era reduzir os ruídos apresentados ao fundo da imagem do jato, para que não fossem detectados como parte da região onde as características seriam extraídas e ao mesmo tempo não suavizasse as bordas entre o jato e a parede. Os resultados obtidos são apresentados na figura 6.

A detecção de borda realizada com o operador de Canny é muito sensível aos pequenos ruídos presentes na imagem. Isso ocorre devido ao cálculo da derivada parcial e para isto a oscilação das cores em escala de cinza presente na imagem tem grande influência na detecção das bordas. A figura 7 (Gonzales, 2010) ilustra o comportamento da

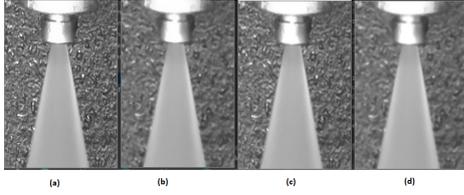


Figura 6. Imagem da ROI original (a), com filtro mediana (b), Gaussiano (c) e filtro Gaussiano e mediana (d) aplicado.

derivada parcial, de acordo com as variações das bordas. A primeira coluna da figura 7 (a) não apresenta ruído. As demais figuras 7 (b), (c) e (d) estão corrompidas por um ruído gaussiano aditivo com média zero e  $\sigma$  igual a 0,1-1,0-10,0 níveis de intensidade, respectivamente. O gráfico abaixo de cada figura 7 é um perfil de intensidade horizontal, onde o nível 0 representa o preto e o 255 o branco.

A segunda coluna de cada imagem é o resultado da aplicação da primeira derivada e os respectivos perfis de intensidade. Conforme acrescenta-se o ruído, percebe-se que o gráfico da derivada se torna cada vez mais diferente se comparada à derivada original da figura 7(a). A terceira coluna refere-se às imagens resultantes da segunda derivada e os perfis de intensidade. Neste caso, percebe-se que a segunda derivada é ainda mais sensível ao ruído. A única representação que se assemelha mais ao comportamento original é a figura 7 (b) com um ruído de  $\sigma = 0,1$ . Para as demais seria difícil detectar seus componentes positivos e negativos, que são características úteis da segunda derivada para a detecção de borda.

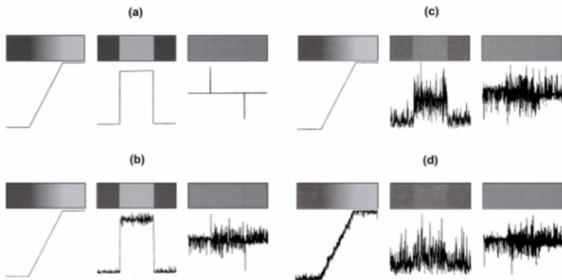


Figura 7. Imagens de bordas em declives submetidas a um ruído gaussiano, os resultados da aplicação da derivada de primeira ordem, os resultados da aplicação da derivada de segunda ordem e os respectivos perfis de intensidade para cada caso: (a) Ruído com desvio padrão de 0,0; (b) Ruído com desvio padrão de 0,1; (c) Ruído com desvio padrão de 1,0; (d) Ruído com desvio padrão de 10,0.

Portanto, convencionou-se que a utilização de dois filtros de suavização permitiria a melhor detecção das bordas. Assim, após a aplicação do filtro Gaussiano e em seguida o filtro de mediana, o resultado obtido é mostrado na figura 6 (d). Visualmente, a figura 6(b), (c) e (d) não apresentam diferenças exorbitantes, porém, os pixels de fundo estão relativamente mais suaves, isto é, sem mudanças bruscas na coloração como na imagem original (figura 6 (a)) e, ao mesmo tempo, os pixels do jato contrastando com os pixels do fundo. As imagens com essas características obtiveram

um excelente resultado na etapa de delimitação das retas para o cálculo do ângulo.

A figura 8 ilustra o impacto que os filtros Gaussiano e de mediana geram para o resultado final das imagens. Esse resultado é devido à sensibilidade ao ruído das derivadas parciais aplicadas no processo de filtragem com os respectivos filtros. Na figura 8 (a) é mostrado a aplicação apenas de filtro Gaussiano, figura 8 (b) aplicação apenas de filtro mediana e figura 8 (c) aplicação da combinação dos filtros Gaussiano e mediana.

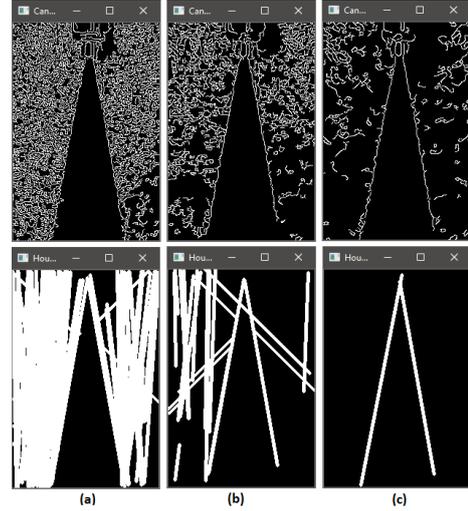


Figura 8. Imagem da ROI e os resultados do processamento após aplicação de filtro Gaussiano (a); após aplicação de filtro de mediana (b) e filtro Gaussiano e mediana aplicados simultaneamente (c).

Para obter a equação da reta que delimita o formato do jato, a Transformada de Hough foi aplicada na imagem resultante após os filtros de suavização e segmentação. A Transformada de Hough, disponível na biblioteca OpenCV utilizada, retorna de forma simplificada dois pontos para cada reta encontrada. Assim, é possível trabalhar algebricamente com a reta extraindo as informações pertinentes, como o coeficiente angular.

Com essas retas obtidas, o algoritmo desenvolvido determina o ângulo que o jato apresenta e obtém características, tais como a distância de pulverização. Assim, após as etapas de detecção da ROI, pré-processamento e a delimitação das retas que originam o jato, estudou-se a posição relativa entre as duas retas. A ideia central para o cálculo do ângulo entre as duas retas delimitadas é a relação trigonométrica existente entre duas retas concorrentes em um plano. A figura 9 mostra a relação entre duas retas que se interceptam formando um ângulo  $\theta$  entre si.

Por relação geométrica, é possível inferir que  $\beta = \alpha + \theta$ . Aplicando relação de tangente em ambos os lados, temos que  $tg(\theta) = tg(\beta - \alpha)$ . Definindo  $m_r$  como a inclinação da reta  $r$  e, portanto a tangente do ângulo  $\beta$ , e definindo  $m_s$  como a inclinação da reta  $s$  e, portanto a tangente do ângulo  $\alpha$ , o valor do ângulo  $\theta$  é conforme mostrado equação 1.

$$\theta = \arctg\left(\frac{m_r - m_s}{1 + m_r m_s}\right) \quad (1)$$

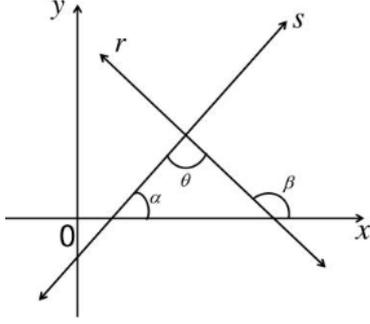


Figura 9. Posição relativa entre duas retas concorrentes.

Com o ângulo de referência calculado, foi possível obter a distância de pulverização com uma aproximação esquemática do modelo real. Como apresentado na figura 10, a imagem do jato pode ser aproximada de um triângulo retângulo com um ângulo  $\theta/2$ , cateto adjacente como a distância de pulverização informada pelo usuário ( $H$ ), o cateto oposto a metade da cobertura teórica procurada ( $D/2$ ) e a hipotenusa uma das retas encontradas pela Transformada de Hough.

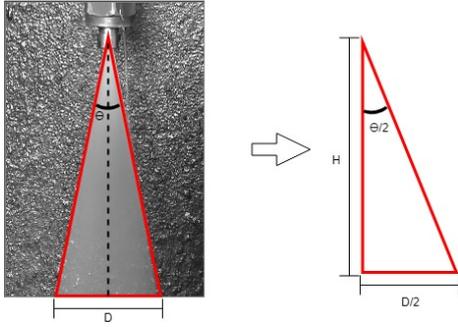


Figura 10. Relação trigonométrica para o cálculo da abertura do jato e da cobertura teórica.

Dessa forma, o valor da cobertura teórica procurado pode ser escrito como demonstrado na equação 3.

$$D = \left[ \operatorname{tg} \left( \frac{\theta}{2} \right) \cdot H \right] \cdot 2 \quad (2)$$

$$d = \operatorname{tg}(\alpha) \cdot H \quad (3)$$

### 3. RESULTADOS

Os testes do experimento foram realizados com imagens estáticas e sequências de imagens registradas em três tipos de bicos: 3040E, DNEX 1328 e 3040EN PRO. A partir desses testes o valor médio encontrado foi de aproximadamente  $20^\circ$  para o ângulo calculado pelo algoritmo e cobertura teórica de pulverização de 10,22cm para uma distância de pulverização igual a 30cm informada pelo usuário.

O percentual de acerto que o classificador Haarcascade conseguiu identificar foi de aproximadamente 81% e o percentual de erros foi de aproximadamente 19%, como mostrado na tabela 1.

Foram submetidas para a etapa de pré-processamento as 63 imagens resultantes da detecção com o Haarcascade.

Tabela 1. Valores médios para o ângulo e a cobertura teórica calculada.

Falsos positivos	15
Total de imagens na base de dados	78
Percentual de erro	19,23%
Percentual de acerto	80,77%

Nesse total, 5 dessas imagens apresentaram incoerências tanto ao ângulo calculado quanto à cobertura teórica e, portanto, foram consideradas *outliers*. A tabela 2 apresenta esses resultados onde 100% refere-se as 63 imagens submetidas às técnicas de suavização, segmentação e extração de características.

Tabela 2. Resultados gerais para a etapa de pré-processamento.

Imagens que não apresentaram erros	58
Outliers removidos	5
Total de imagens processadas	63

Assim, o percentual de acertos das imagens submetidas e corretamente identificadas pelo classificador Haarcascade foi de 92% e de, aproximadamente, 8% de erro.

A tabela 3 mostra os resultados obtidos do vídeo. Para avaliá-lo o método desenvolvido foi aplicado a uma sequência de imagens, com as mesmas características das imagens isoladas, obtido na etapa de aquisição de imagem. O vídeo contém originalmente 30 frames/segundo e com resolução em HD (1280x720pixels) de 14 segundos. Foram processados 219 frames no total resultando em uma taxa de processamento de 15,64 frames/segundo (50% do vídeo original). Destes 219 frames processados, 97 apresentaram erro de detecção da ROI e 29 apresentaram erro de cálculo do ângulo e da cobertura teórica resultando, portanto, em 93 frames válidos. Com isto, obtivemos uma taxa de acerto de 42,47% que *a priori* pode parecer um valor baixo.

Tabela 3. Percentual de erros e acertos do pré-processamento para os testes em vídeo.

	DNEX1328	TC3040E	TC3040ENPRO
Taxa de frames/segundo	15,64	12	15,62
Frames processados	219	156	15,62
Erro			
Haarcascade	97	55	143
Erro cálculo parâmetros	29	12	24
Frames válidos	93	89	83
Percentual de acerto do método	42,47%	33,2%	57,05%
Percentual de acerto do algoritmo para cálculo dos parâmetros	76,22%	77,57%	88,12%
Ângulo médio calculado	21,01°	19,25°	18,57°
Cobertura média teórica calculada	10,75cm	8,67cm	9,18cm

Entretanto, considerando um cenário com o tempo de monitoramento de análise igual a 60 segundos, a taxa

de 42,47% é equivalente a 36 segundos consecutivos de defeito apresentado pelo jato. Ou seja, utilizando o método atuando em tempo real, é possível detectar que o jato apresenta algum tipo de defeito em até 36 segundos.

Outra análise importante a ser feita é em relação ao percentual de acertos do algoritmo para o cálculo do ângulo e da distância de pulverização sobre o total de frames sem erro de detecção. Dos 219 frames processados 97 apresentaram erro de detecção, portanto, 122 imagens foram de fato submetidas ao algoritmo para o cálculo. Destas, 93 foram calculadas representando assim em 76,23% de acerto em relação às imagens que de fato foram calculadas pelo algoritmo.

#### 4. CONCLUSÃO

Este trabalho propôs um método para auxiliar o processo de análise dos bicos pulverizadores a partir dos jatos emitidos em bancada de teste. Desse modo, o principal objetivo foi alcançado, uma vez que foi possível medir parâmetros essenciais para a avaliação do jato emitido.

Outros objetivos também foram alcançados, uma vez que o método desenvolvido foi capaz de detectar a região de interesse, delimitar segmentos de retas, representando as bordas do jato emitido, e calcular os parâmetros como o ângulo e a cobertura teórica para auxiliar o avaliador. A implementação foi capaz de reconhecer os jatos tanto em imagens quanto em sequências de imagens capturadas em tempo real.

O desenvolvimento desse projeto apresentou algumas dificuldades, principalmente na etapa de aquisição de imagens reais para compor a base de dados. Impactando, assim, em uma análise minuciosa dos valores calculados em relação ao manual técnico disponibilizado pelas empresas fornecedoras. Entretanto, a detecção da região de interesse e o processamento de forma simplificada da imagem demonstrou a viabilidade em aplicar a visão computacional acoplada às técnicas de PDI para elaborar um processo de avaliação mais otimizado. Os experimentos realizados mostraram que é possível contribuir, utilizando Visão Computacional e técnicas de Processamento Digital de Imagens, na análise dos bicos pulverizadores.

#### REFERÊNCIAS

- Araujo, G.M. (2010). Algoritmo para reconhecimento de características faciais baseado em filtros de correlação. *Master's thesis. PPEE-UFRJ.*
- Araújo, S.A.d. (2009). *Casamento de padrões em imagens digitais livre de segmentação e invariante sob transformações de similaridade.* Ph.D. thesis, Universidade de São Paulo.
- Azevedo, E., Conci, A., and Leta, F.R. (2010). *Computação gráfica-volume 2: Teoria e prática*, volume 2. Elsevier Brasil.
- Barelli, F. (2018). *Introdução à Visão Computacional. Uma abordagem prática com Python e OpenCV*, volume 1. Casa do Código, Rua Vergueiro, 3185 - 8º andar. São Paulo., 1ª edição edition.
- Bento, D.D.S. (2016). Técnicas de processamento de imagens para reconhecimento e análise da propagação de trincas em chapas de aço.
- Gonzales, Rafael C. e Woods, R.E. (2010). *Processamento Digital de Imagens*, volume Único. Pearson, Limão - São Paulo - SP, 3ª edição edition.
- Lienhart, R. and Maydt, J. (2002). An extended set of haar-like features for rapid object detection. volume 1, 1-900. doi:10.1109/ICIP.2002.1038171.
- Martins, L.A.d.O. (2010). *Sistema de Inspeção Visual Automática Aplicado à Detecção de Defeitos em Aços Laminados.* Ph.D. thesis, Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais - CEFETMG.
- Queiroz, L.C.L. (2015). *Classificação das amostras do ensaio de Baumann através do processamento digital de imagens.* Ph.D. thesis, Universidade de São Paulo.
- Rebouças Filho, P.P., dos Santos, J.C., Freitas, F.N.C., de Araújo Rodrigues, D., Ivo, R.F., Herculano, L.F.G., and de Abreu, H.F.G. (2017). New approach to evaluate a non-grain oriented electrical steel electromagnetic performance using photomicrographic analysis via digital image processing. *Journal of Materials Research and Technology.*
- Salis, Turíbio Tanus e Pereira, G.A.S. (2007). Contagem automática de tarugos de aço por meio de visão computacional (01).
- Systems, S. (2010). Por que a escolha certa do fabricante de bicos de pulverização é essencial na siderurgia? [online] disponível em: <https://www.spray.com.br/conteudo-tecnico/bicos-de-pulverizacao.aspx> acessado em 04/12/2018. LI025.
- Viola, P. and Jones, M. (2001). Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. In *Proceedings of the 2001 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition. CVPR 2001*, volume 1, 511-528. IEEE.