

DETECÇÃO DE PROJEÇÃO EM CONVERTEDORES LD UTILIZANDO PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS

LEONARDO G. BATISTA¹, PABLO F. SALAROLLI¹, RICARDO P. DE MENEZES¹, HENRIQUE S. FURTADO², ROGÉRIO P. DO AMARAL¹, MARCO ANTONIO DE S. L. CUADROS¹.

1. Instituto Federal do Espírito Santo - Campus Serra
Rodovia ES 010, Km 6,5, 29173-087, Mangueiras, Serra, ES, Brasil
E-mails: leonardo-baptista@live.com, pablo_salarolli@hotmail.com
, marcoantonio@ifes.edu.br

2. ArcelorMittal Tubarão
Av. Brigadeiro Eduardo Gomes, 526, 29164-280, Polo Industrial de Tubarão, Serra, ES, Brasil
E-mails: henrique.furtado@arcelormittal.com.br

Abstract— In the process of producing steel by oxygen blowing, the projection or slopping causes loss of material, possible damages to the plant, environmental pollution, etc. In most steel mills, the slopping is neither detected nor recorded. In this work, two methods of slopping detection will be presented, both using digital image processing. Through a camera fixed in front of the mouth of the converter it was possible to collect videos of 67 heats, where 27 slopping of different intensities occurred, those slopping were analyzed and classified in 4 different types. The algorithms were executed for the 67 videos collected, and in one of the methods, the mark of 82.10% of assertiveness was reached. At the end, results will be displayed.

Keywords—Slopping, LD converter, image processing, steel industry.

Resumo— No processo de produção de aço pelo sopro de oxigênio, a projeção ou *slopping* causa perda de material, possíveis danos a planta, poluição ambiental, etc. Na maioria das usinas siderúrgicas, as projeções não são detectadas nem registradas. Neste presente trabalho serão apresentados dois métodos de detecção de projeção, ambos utilizando processamento digital de imagens. Através de uma câmera fixada em frente à boca do convertedor foi possível coletar vídeos de 67 corridas, onde ocorreram 27 projeções de diferentes intensidades, essas projeções foram analisadas e classificadas em 4 tipos diferentes. Os algoritmos foram executados para os 67 vídeos coletados, e em um dos métodos, alcançou a marca de 82,10% de assertividade. Ao final, resultados serão apresentados.

Palavras-chave—Projeção, convertedor LD, processamento de imagens, siderurgia.

1 Introdução

O processo de produção do aço pelo sopro de oxigênio, conhecido como BOS (*Basic Oxygen Steelmaking*) é um método bastante utilizado na siderurgia moderna (Encyclopædia Britannica, 2017). Esse método de conversão por oxigênio ocorre em convertedores do tipo *Linz-Donawitz* (LD), onde o sopro de oxigênio é utilizado como fonte primária de energia (Arnold *et al.*, 2006).

Este conceito de fabricação de aço consiste no sopro de oxigênio na superfície de metal líquido dentro de um convertedor. O sopro é realizado em altas velocidades por uma lança suspensa refrigerada a água. Devido às reações químicas envolvidas, é formada uma emulsão, contendo gotículas de metal, óxidos metálicos (escória) e bolhas de (CO e CO₂). Essa emulsão é necessária já que a área de contato entre os elementos da emulsão e o metal líquido proporciona boas condições para os processos químicos. (Evestedt and Medvedev, 2009). Entretanto, em algumas condições do processo, o volume dessa emulsão torna-se tão grande que uma parte escorre para fora do convertedor, esse evento é comumente chamado de projeção, ou mais conhecido na literatura como “*slopping*” (Jung and Fruehan, 2000; Brämning, Björkman and Samuelsson, 2016). Dependendo da intensidade, as

projeções podem causar sérios problemas operacionais para a planta e para o processo, ocasionando paradas não programadas, perda de material, danos ao meio ambiente e possíveis acidentes. (Ni, Haglund and Ersson, 2017). Diante disso, detectar, evitar e registrar as projeções são ações fundamentais para uma operação eficiente e segura (Deo *et al.*, 2013).

Algumas pesquisas na literatura se concentram na detecção de projeção utilizando medições de som do processo de sopro (Cicutti *et al.*, 2008), vibrações da lança de oxigênio (Brämning *et al.*, 2011), imagens da boca do convertedor (Kattenbelt *et al.*, 2008), sistemas baseados em um modelo matemático do processo (Brämning, Björkman and Samuelsson, 2016), etc. Esses sistemas podem ser utilizados como alarme e registro de projeções para eventuais análises de suas causas, além disso, podem auxiliar o operador a tomar decisões a fim de minimizar os danos causados.

Neste artigo serão apresentados dois métodos de detecção de projeção, ambos utilizando processamento digital de imagens. Uma câmera foi fixada em frente à boca do convertedor, e foi desenvolvido um software para registrar de forma automática o processo de conversão, desde o início até o fim do sopro de oxigênio. Ao todo, foi possível obter vídeos de 67 corridas, das quais ocorreram 27 projeções. A fim de analisar detalhadamente as projeções ocorridas, realizou-se uma classificação das mesmas, desde a mais fraca, que cuja

uma pequena parte da boca do convertedor, até a mais agressiva que causa grande contaminação ambiental. Este artigo está organizado da seguinte maneira: na seção 2 é apresentado o convertedor LD, na seção 3 é descrito o sistema de imagem, na seção 4 são apresentados os métodos de detecção de projeção propostos, na seção 5 são mostrados os resultados obtidos e, finalizando, na seção 6 são discutidas as conclusões.

2 O Convertedor LD

Em uma siderúrgica integrada, a aciaria possui papel direto no refino do aço. De forma breve, a aciaria recebe o ferro gusa produzido nos altos-fornos, faz o refino desse material em diferentes etapas e produz o aço líquido, que é utilizado como matéria prima na produção de placas em etapas complementares. Em geral, a função da aciaria é transformar o ferro gusa em aço, e nesse ponto, na grande maioria dos casos, são utilizados o processo de produção do aço pelo sopro de oxigênio por meio de convertedores LD (Evestedt and Medvedev, 2006).

Um ciclo operacional (corrida) no convertedor LD envolve o carregamento de sucata, seguido do carregamento da carga líquida de gusa e posterior sopro de oxigênio. Esse sopro é realizado dentro do convertedor em velocidades supersônicas por uma lança suspensa refrigerada à água. O processo de sopro de oxigênio é responsável pela remoção de carbono, fósforo, silício e outras impurezas do banho metálico (Shi, 2004). À medida que o banho é agitado pelo sopro uma emulsão é formada, contendo gases da reação do oxigênio com o metal (CO e CO_2), escória e gotículas de metal, representada esquematicamente na Figura 1. Sua presença no processo é normal e desejada, pois promove uma maior superfície de reação entre o oxigênio e banho de metal líquido, o que acelera as reações necessárias de oxidação. (Evestedt and Medvedev, 2009). Entretanto, certas condições do processo provocam um crescimento excessivo da emulsão com uma possível projeção de parte do material. Os danos causados por uma projeção mais intensa podem ser listados da seguinte forma:

- Emissão de particulado na atmosfera, causando grande impacto ambiental e severas multas à empresa, com a possibilidade da paralização de suas atividades.
- Perda de carga líquida de aço, gerando perdas de produção.
- Paradas não programadas devido à retirada do material projetado e possíveis danos à estrutura do convertedor.
- Segurança, causando possíveis acidentes.

Ao fim do sopro, uma amostra é retirada para verificação da qualidade do aço. O tempo de sopro depende de diversos parâmetros, como a vazão de oxigênio, a qualidade da sucata e do gusa líquido dentro do convertedor, bem como a qualidade desejada do produto. Em média, uma corrida dura 40 minutos.

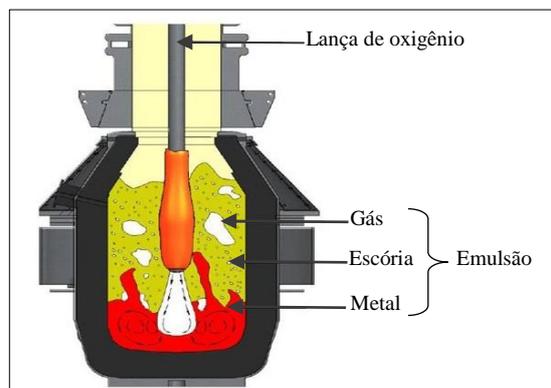


Figura 1 - Convertedor LD. Adaptado de (Ghosh, 2017).

3 O Sistema de Imagem

O sistema de imagem consiste em uma câmera CMOS de modelo GO-2400C-PGE (JAI, 2017) fixada em frente à boca do convertedor a uma distância de 27,5 metros do mesmo. A câmera foi conectada via cabo ethernet em um computador na sala de controle, e, após sua instalação, foram feitos alguns ajustes no seu tempo de exposição, a fim de obter imagens mais adequadas do processo.

3.1 Aquisição de dados

Com o objetivo de automatizar a coleta de dados, foi utilizada informações do controle de processo do convertedor, determinados por um CLP (Controlador Lógico Programável), onde dois bits indicavam o início e o fim de sopro (Figura 2). As leituras desses sinais digitais foram feitas em uma placa de aquisição de dados, a NI-6009 (National Instruments, 2015), e enviadas via USB para um computador. Deste modo, foi possível registrar apenas os vídeos referentes ao período do sopro de oxigênio, evitando excesso de dados desnecessários. Os vídeos foram adquiridos e gravados entre os dias 17 e 20 de outubro de 2017, a uma taxa de 10 quadros por segundo com o software projetado no LabVIEW, usando uma resolução de (1936x1216) pixels. Foram coletados vídeos de 67 corridas, com duração média de 15 minutos.

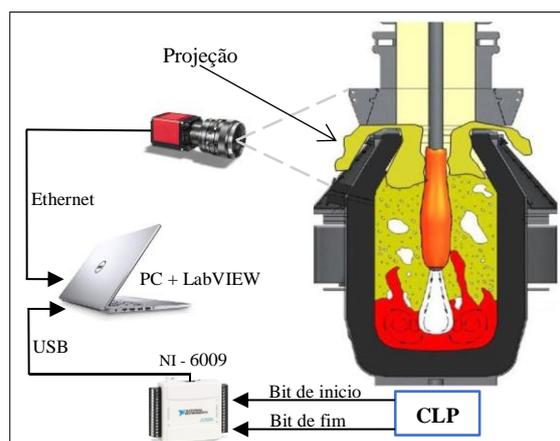


Figura 2 - Descrição do sistema de imagem. Adaptado de (Ghosh, 2017).

3.2 Classificação das projeções

É conhecido da literatura que o evento de projeção pode ocorrer em diferentes intensidades (Evestedt and Medvedev, 2006). Na Figura 3 são apresentadas quatro imagens capturadas dos vídeos adquiridos da boca do convertedor. A Figura 3(a) representa uma projeção de intensidade fraca, com pouco potencial de dano ao processo, classificada como “projeção do tipo 1”. Na Figura 3(b) observa-se uma projeção de intensidade mediana, onde ocorre pouco derramamento de material pelo convertedor, assim foi considerada como “projeção do tipo 2”. Na Figura 3(c) verifica-se uma projeção de forte intensidade, onde o material derramado preenche grande parte da boca do convertedor, classificada assim como “projeção do tipo 3”. Por fim, na Figura 3(d) nota-se uma projeção muito forte, capaz de gerar danos para o meio ambiente e os equipamentos adjacentes. Desta forma, foi apontada como “projeção do tipo 4”.

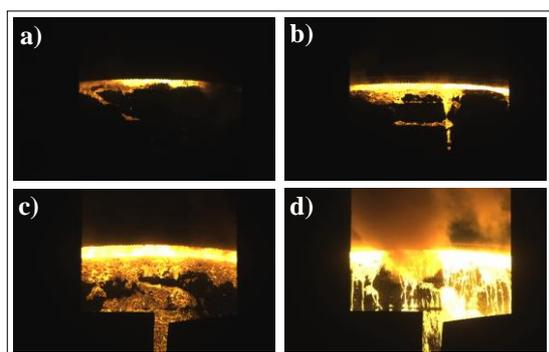


Figura 3 - Diferentes tipos de projeções.

Através da base de dados adquirida, foi possível analisar e classificar as 27 projeções ocorridas seguindo os critérios abordados. Essa classificação será importante na análise dos resultados obtidos, pois uma projeção do tipo 3, ou 4, normalmente se inicia com uma intensidade menor. Por essa ótica, detectar as projeções menores pode atribuir uma medida preventiva ao processo, evitando que a projeção chegue a níveis mais elevados. A quantidade de projeções referente a cada tipo é apresentada na Figura 4.

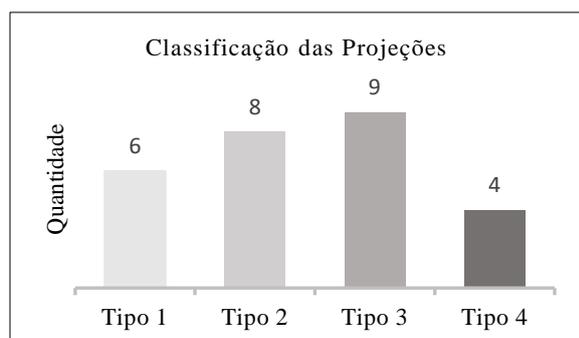


Figura 4 - Quantidade de projeções.

3.3 Fator de chama

Em alguns vídeos analisados, um problema constatado foi a forte chama lançada pela boca do convertedor em alguns momentos do sopro de oxigênio. Essa chama tornou-se um problema, pois além de possuir uma cor próxima da projeção seu aspecto agressivo preenchia grande parte da boca do convertedor. Pela base de dados adquirida, foi possível constatar que as chamas caóticas possuíam uma região de cor saturada, próxima do branco. Portanto, desenvolveu-se um software em LabVIEW, tendo o algoritmo descrito na Figura 5, capaz de identificar essa região e determinar um indicador numérico correspondente à intensidade dessas chamas.

A etapa inicial do processamento consistiu em extrair um ROI (*Region Of Interest*) da imagem, assegurando apenas a região superior da boca do convertedor, onde as chamas eram mais visíveis (Figura 5(b)). Posteriormente, realizou-se uma segmentação de cor usando o *thresholding* (limiarização) no espaço HSL (*Hue, Saturation, and Lightness*) e uma imagem binária foi obtida (Figura 5(c)). A partir dessa, em termos de variáveis numéricas, extraiu-se o número de partículas segmentadas e à área referente a cada uma delas.

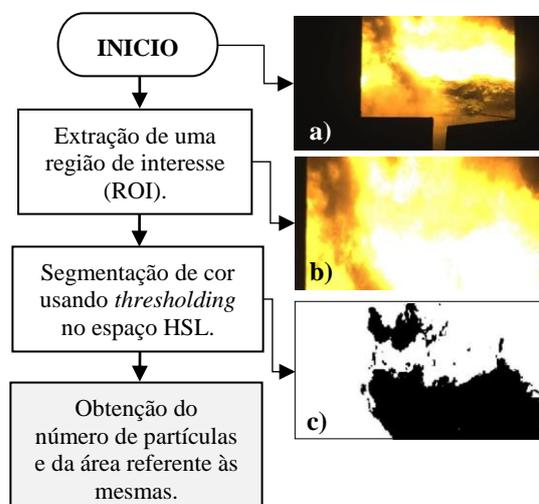


Figura 5 - Algoritmo para detecção de chamas.

Na Equação 1, a constante cnt representa 75% da área total da região de interesse, desta forma, quando o somatório das áreas das partículas segmentadas ($\sum_{k=1}^N area[k]$) tende a se aproximar de cnt , o fator de chama se aproxima de zero, indicando que há muita chama na imagem. Esse fator foi determinado a cada frame do vídeo, a uma frequência de amostragem de 10 Hz. Sua contribuição para os métodos de detecção será abordada na seção a seguir.

$$fator = 1 - \frac{\sum_{k=1}^N area[k]}{cnt} \quad (1)$$

4 Métodos de Detecção

Foi constatado em alguns trabalhos na literatura e nos vídeos coletados, que quando ocorria uma projeção, em uma região específica da imagem, uma quantidade maior de pixels ficavam mais luminescentes (Evestedt and Medvedev, 2009). Além disso, a mudança na cor desses pixels também foi observada (Kattenbelt *et al.*, 2008). Baseado nessas premissas, foi desenvolvido 2 métodos de detecção de projeção, que serão abordados a seguir.

4.1 Método 1: análise de luminância

A primeira proposta de detecção consistiu em calcular a intensidade média de luminância dos pixels em uma região específica da imagem.

A fase inicial do processamento consistiu em extrair um ROI da imagem (Figura 6(b)), assegurando apenas o local onde as projeções eram visíveis. Após, foi feita a transformação da imagem RGB (*Red, Green, and Blue*) para o espaço HSL e analisou-se a imagem somente no plano “L” do espaço HSL, obtendo uma imagem em escala de cinza, como pode ser verificado na Figura 6(c).

Nesse tipo de imagem, os pixels com luminância (brilho) igual ao branco assumem 255, e aqueles próximos do preto absoluto assumem valores próximos de 0 (Mary Jenitha and Bashashaik, 2015). Portanto, quando ocorria uma projeção, uma quantidade maior de pixels do ROI adquiria luminância mais próxima do branco, em consequência, a luminância média era maior.

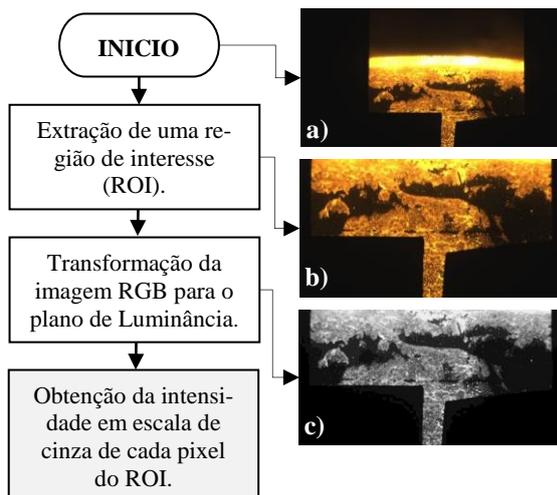


Figura 6 - Algoritmo de detecção de projeção pela análise de luminância (brilho).

A luminância referente a cada pixel do ROI ($luminance[k]$) foi obtida, e a constante N , número de pixels do ROI, era de conhecimento. Portanto, utilizou-se a Equação 2 para calcular o índice médio das luminâncias i_1 . Quando ocorria chama intensa, i_1 aumentava devido as chamas serem bem luminescentes, entretanto, nesses casos o fator de chama ($fator$) tornava-se menor que 1, atenuando o crescimento de i_1 que seria gerado pelas chamas.

$$i_1 = \left(\frac{\sum_{k=1}^N luminance[k]}{N} \right) * fator \quad (2)$$

Assim como no fator de chama, um novo valor de i_1 era determinado a cada frame do vídeo, a uma frequência de amostragem de 10 Hz. Entretanto, foi feito o janelamento de i_1 em janelas de 500 ms, pois viu-se necessário a utilização de um filtro passa-baixas para eliminar componentes ruidosas. A frequência de corte do filtro passa-baixas de primeira ordem foi ajustada empiricamente, de forma que, eliminasse ruídos sem apresentar atraso na medição.

4.2 Método 2: análise de cor

A segunda proposta consistiu em estratificar uma cor característica das projeções, e avaliar as áreas das partículas segmentadas como um índice de detecção de projeção.

Assim como no método anterior, o primeiro passo realizado foi extrair um ROI da imagem (Figura 7(b)), assegurando apenas o local onde as projeções eram visíveis. Logo após, foi feita a transformação da imagem RGB para o espaço HSL. Essa mudança é atraiente, pois no espaço HSL existe uma componente exclusiva para cor, significando que cada cor possui um valor associado (Koller *et al.*, 2006). Desta forma, realizou-se uma segmentação de cor usando o *thresholding* no espaço HSL, assim uma imagem binária foi obtida (Figura 7(c)). A fim de acentuar melhor as partículas segmentadas, aplicou-se o método de Roberts para detecção de bordas, posteriormente foi utilizado um filtro para remover pequenas partículas (Figura 7(d)), pois em alguns momentos do sopro, o convertedor lançava faíscas, sendo essas partículas pequenas com a cor semelhante ao da projeção. O problema das faíscas também foi relatado por Kattenbelt *et al.*, 2008.

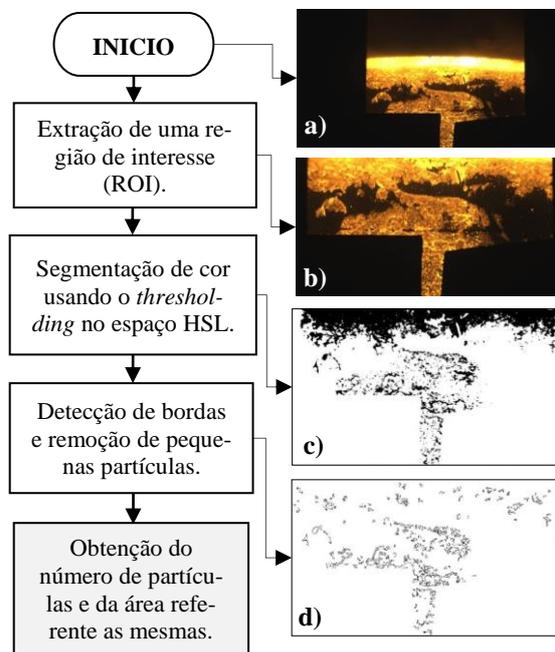


Figura 7 - Algoritmo de detecção de projeção pela análise de cor.

Quando ocorria uma projeção, quantidades maiores de partículas eram segmentadas na imagem. Dessa forma, conhecendo esse número de partículas (N) e a área referente a cada uma delas ($area[k]$), utilizou-se a Equação 3 para calcular o somatório de todas as áreas (i_2). Nos casos de chama intensa, i_2 aumentava devido as chamas possuírem uma cor próxima das projeções, entretanto, nesses casos o fator de chama ($fator$) tornava-se menor que 1, atenuando o crescimento de i_2 que seria gerado pelas chamas.

$$i_2 = \left(\sum_{k=1}^N area[k] \right) * fator \quad (3)$$

Assim como no método de detecção pela luminância, viu-se necessário a utilização de um filtro passa-baixas para eliminar componentes ruidosas. O tamanho da janela foi a mesma que no método anterior e a frequência de corte do filtro passa-baixas de primeira ordem foi ajustada empiricamente, de forma que eliminasse ruídos sem apresentar atraso na medição.

5 Resultados

Um software foi desenvolvido, a fim de realizar o processamento do fator de chama em paralelo a um método de detecção, seja de luminância ou de cor. Nesse, foi utilizado os vídeos como entrada para as técnicas de processamento de imagens que durante sua execução determinaram um índice normalizado, salvos em planilhas. Na Figura 8 é apresentada a interface do software desenvolvido em LabVIEW. Um vídeo apresentando o funcionamento do sistema para uma corrida com 3 projeções está disponível em (GAIIn, 2018).



Figura 8 - Programa de processamento de imagens desenvolvido em LabVIEW.

5.1 Definição dos Limiares

Após executar os 67 vídeos para cada método de detecção abordado, foram definidos dois limiares utilizados como parâmetro de detecção, sendo representados na Tabela 1. Se o índice de luminância (i_1) ou o índice de cor (i_2) estiver acima do limiar, é contabilizado como uma detecção de projeção, como é mos-

trada na Figura 9. A Figura 9(a) e a Figura 9(b) correspondem a evolução dos índices de detecção durante uma mesma corrida com 2 projeções.

Tabela 1 - Limiar de detecção.

Método	Limiar
Análise de Luminância	0,18
Análise de Cor	0,1

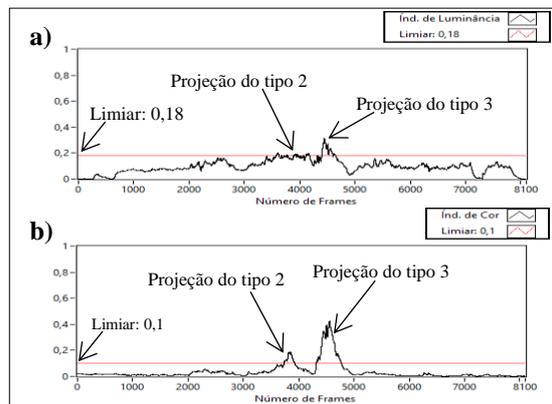


Figura 9 - Limiar para o método de análise de luminância e análise de cor, respectivamente.

5.2 Definição dos critérios

Após possuir os resultados das corridas para cada método abordado e definir os limiares de detecção, foram utilizados os vídeos para validar as medições obtidas. A definição dos critérios de avaliação é baseada na seguinte premissa, se uma corrida possuir somente acertos, ela é caracterizada como “correta”, entretanto, se possuir ao menos um erro, caracteriza-se como “falha”. Os critérios de erros e acertos são apresentados na Tabela 2.

Tabela 2 - Definição dos critérios de erros e acertos.

	Está projetando	Não está projetando
Índice acima do limiar	ACERTO	ERRO
Índice abaixo do limiar	ERRO	ACERTO

- Percentual de acerto: é definido como a relação do total de corridas corretas com o total de corridas coletadas.
- Percentual de projeções perdidas: é definido como a relação entre o total de corridas que tiveram projeções perdidas e as corridas coletadas. Isto é, os casos em que o índice de detecção tenha ficado abaixo do limiar, no momento de ocorrência de uma projeção.
- Percentual de falsas detecções: é definido como a relação entre o total de corridas que tiveram falsas projeções e as corridas coletadas. Ou seja, os casos em que o índice de detecção tenha ficado acima do limiar, sem a ocorrência de uma projeção.

Os resultados para cada método são apresentados na Figura 10.

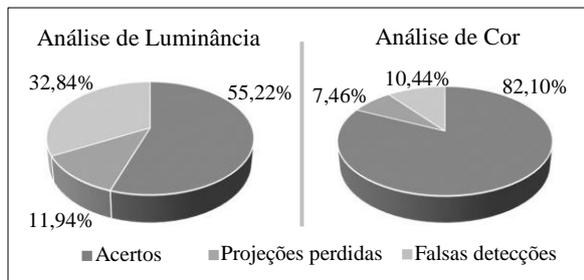


Figura 10 - Resultados dos métodos de detecção.

6 Conclusão

Analisando os resultados apresentados na Figura 10, verifica-se que o método de análise de cor apresentou 82,10% de acerto. Das 27 projeções ocorridas, foram detectadas 21, sendo não registradas somente as projeções do tipo 1. Esse fato atribui ao sistema uma medida preventiva para as projeções que se elevam de intensidade como a da Figura 9(b). Além disso, esse método apresentou baixo percentual para falsas detecções.

Mesmo sendo utilizado o fator de chama, o método de luminância apresentou ser bastante sensível as chamas, e assim apresentou um número elevado de falsas detecções. Esse método também demonstrou baixa assertividade, deixando de detectar todas projeções do tipo 1 e algumas do tipo 2, mostrando não ser um método tão eficiente.

Os sistemas propostos foram desenvolvidos de modo que seja de fácil adaptação para funcionar de forma *online* no convertedor, não tendo a necessidade de nenhuma mudança na estrutura de coleta de dados.

Como trabalhos futuros, pretende-se realizar a coleta de mais dados para inferir melhor sobre os resultados dos métodos propostos. Também pretende-se desenvolver um sistema de classificação automática das projeções, podendo assim registrar os momentos e os tipos das projeções ocorridas. Além disso, planeja-se integrar o uso de multi sensoriamento, com o sistema de detecção de projeção baseado no som do processo de sopro e na vibração da lança de oxigênio.

Agradecimentos

Agradecemos à ArcelorMittal Tubarão, ao IFES Campus Serra e ao GAIIn (Grupo de Automação industrial) pelo apoio concedido às pesquisas que deram origem a este trabalho.

Referências Bibliográficas

Arnold, H. *et al.* (2006) 'Secondary metallurgy for BOF steelmaking', *Conference: Ironmaking and Steelmaking*, (October 2006), p. Paper no. 7.3.

Brämning, M. *et al.* (2011) 'BOS Vessel Vibration Measurement for Foam Level Detection', *ISIJ International*, 51(1), pp. 71–79. doi: 10.2355/isijinternational.51.71.

Brämning, M., Björkman, B. and Samuelsson, C. (2016)

'BOF Process Control and Slogging Prediction Based on Multivariate Data Analysis', *Steel Research International*, 87(3), pp. 301–310. doi: 10.1002/srin.201500040.

Cicutti, C. *et al.* (2008) 'Utilization of sound signals to evaluate the risk of slopping in oxygen converters', in *Iron and Steel Technology*, pp. 75–83. doi: 10.1051/metal/2010100.

Deo, B. *et al.* (2013) 'Control of slag formation, foaming, slopping, and chaos in BOF', *Transactions of the Indian Institute of Metals*, 66(5–6), pp. 543–554. doi: 10.1007/s12666-013-0306-2.

Encyclopædia Britannica (2017) *Steel - Basic oxygen steelmaking | metallurgy | Britannica.com*. Available at: <https://www.britannica.com/technology/steel/Basic-oxygen-steelmaking#ref622926> (Accessed: 13 March 2018).

Evestedt, M. and Medvedev, A. (2006) 'Model-based slopping monitoring by change detection', *2006 IEEE Conference on Computer Aided Control System Design, 2006 IEEE International Conference on Control Applications, 2006 IEEE International Symposium on Intelligent Control*, pp. 2492–2497. doi: 10.1109/CACSD-CCA-ISIC.2006.4777030.

Evestedt, M. and Medvedev, A. (2009) 'Model-based slopping warning in the LD steel converter process', *Journal of Process Control*. Elsevier Ltd, 19(6), pp. 1000–1010. doi: 10.1016/j.jprocont.2009.01.002.

GAIIn (2018) *Detecção de Projeção em Convertedores LD Utilizando Processamento Digital de Imagens - YouTube*. Available at: <https://youtu.be/oWgyK74hBtM> (Accessed: 30 March 2018).

Ghosh, B. (2017) *Opto-Acoustic Slogging Prediction System in Basic Oxygen Furnace Converters*.

JAI (2017) *User Manual GO-2400M-PGE GO-2400C-PGE 2.35M Digital Progressive Scan Monochrome and Color Camera*. Available at: http://www.jai.com/ProtectedDocuments/Manuals/Manual_GO-2400-PGE.pdf (Accessed: 16 March 2018).

Jung, S. M. and Fruehan, R. J. (2000) 'Foaming characteristics of BOF slags', *ISIJ International*, 40(4), pp. 348–355. doi: 10.2355/isijinternational.40.348.

Kattenbelt, C. *et al.* (2008) 'Detection of slopping in basic oxygen steelmaking using a CMOS camera aimed at the converter mouth', *Revue de Métallurgie*, 105(6), pp. 304–308. doi: 10.1051/metal:2008045.

Koller, N. *et al.* (2006) 'Optical servoing for industrial surface machining', in Meriaudeau, F. and Niel, K. S. (eds). *International Society for Optics and Photonics*, p. 607001. doi: 10.1117/12.642718.

Mary Jenitha, Jm. and Bashashaik, K. (2015) 'Possiblistic-Fuzzy C-Means Clustering Approach for the Segmentation of Satellite Images in HSL Color Space', *Procedia - Procedia Computer Science*, 57(57), pp. 49–56. doi: 10.1016/j.procs.2015.07.364.

National Instruments (2015) *NI USB-6008/6009 Bus-Powered Multifunction DAQ USB Device*. Available at: <http://www.ni.com/pdf/manuals/371303n.pdf> (Accessed: 1 March 2018).

Ni, P., Haglund, T. and Ersson, M. (2017) 'Study on Slogging Prevention in the BOF Steelmaking Process', *Steel Research International*, 88(8), pp. 1–7. doi: 10.1002/srin.201600399.

Shi, C. (2004) 'Steel Slag—Its Production, Processing, Characteristics, and Cementitious Properties', *Journal of Materials in Civil Engineering*, 16(3), pp. 230–236. doi: 10.1061/(ASCE)0899-1561(2004)16:3(230).