

**DINCON 2017**CONFERÊNCIA BRASILEIRA DE DINÂMICA, CONTROLE E APLICAÇÕES
30 de outubro a 01 de novembro de 2017 – São José do Rio Preto/SP

Reconhecimento de Passagem de Escória no Vazamento de Aço em Convertedores de Aciaria

Rogério Eleotério de Jesus¹Daniel Cruz Cavalieri²Cassius Zanetti Resende³Programa de Pós-Graduação Stricto Senso em Engenharia de Controle e Automação,
ProPECAut, IFES, Serra, ES

A preocupação com a correta identificação do momento de encerrar o vazamento de aço por um convertedor de aciaria, em uma siderúrgica, é de grande importância para o processo. Sua identificação de forma eficiente representa uma redução de custo significativa, uma vez que este processo ocorre repetidas vezes ao dia. Neste trabalho, a partir das imagens geradas por uma câmera termográfica, serão aplicadas técnicas de processamento digital de imagens e reconhecimento de padrões para identificar a passagem de escória do convertedor para a panela de aço determinando o fim do vazamento. Os métodos SVM, kNN e CUSUM são empregados, tendo seus resultados comparados. Será demonstrado que as técnicas aplicadas podem alcançar resultados próximos a 100% da identificação.

Palavras-chave. Aciaria, Escória, Processamento digital de imagens, Reconhecimento de padrões

1 Introdução

Durante seu processo de fabricação, o aço deve passar por uma série de processos em uma indústria siderúrgica. Entre estes processos está a aciaria, sendo responsável por transformar o ferro-gusa, proveniente dos altos-fornos, em aço. Um dos equipamentos mais utilizados para este fim chama-se convertedor BOF (do inglês, *Basic Oxygen Furnace*) conforme descrito em [5]. Este é constituído de uma carcaça cilíndrica de aço resistente ao calor, revestido internamente por materiais refratários. Nos convertedores do tipo LD (*Linz-Donawitz*), conforme exibido na Figura 1(a), ocorre o sopro de oxigênio por uma lança através de seu topo, além da adição de fundentes como a cal, provocando elevação da temperatura através de reações químicas de oxidação. Tem-

¹ rejesus@outlook.com

² daniel.cavalieri@ifes.edu.br

³ cassius@ifes.edu.br

se por objetivo reduzir o teor de carbono (C) e de outros elementos químicos indesejados como silício (Si), manganês (Mn), fósforo (P) e enxofre (S).

Durante o processo de sopro de oxigênio, as reações químicas no interior do convertidor provocam a formação de um subproduto chamado escória que irá reter as impurezas retiradas do aço. A escória é menos densa e possui, normalmente, maior temperatura que o aço, flutuando sobre o mesmo. Ao final do processo de sopro de oxigênio, o convertidor realizará um basculamento para que o produto seja vazado, em uma panela de aço, através de um furo em sua lateral como demonstrado na Figura 1(b). Desta panela, o aço irá prosseguir para outros processos que irão conformá-lo.

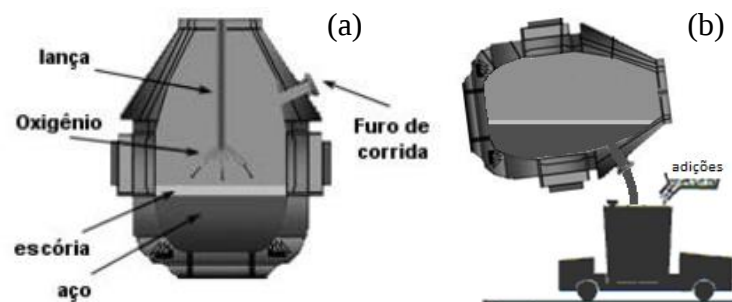


Figura 1: (a) Convertidor tipo LD. (b) Vazamento do aço para panela.

Esta escória não é desejada nos processos seguintes, por exemplo, em um lingotamento contínuo. Além de trazer problemas aos processos em si, ocasionaria defeitos ao produto final. Por este motivo, não se deseja que ela seja transmitida no vazamento do convertidor para a panela, ou seja, tão cedo quanto se detectar o início da passagem de escória pelo furo, ou mesmo antes, o convertidor deve ser basculado de volta encerrando o vazamento.

Na grande maioria das usinas siderúrgicas, a detecção da passagem da escória durante o vazamento e o controle do basculamento do convertidor é realizada de forma manual. Operadores observam o jato de aço através do furo de corrida, e o interior do convertidor pelo seu topo, para identificar que o aço foi inteiramente vazado sobrando apenas escória em seu interior. Em alguns casos, os operadores podem ter auxílio de um sistema detector de escória TDS fornecido pela AMEPA (AMEPA GmbH, Würselen, Alemanha). Alguns trabalhos já foram realizados visando a correta detecção como descrito em [4, 7]. Este processo manual acarreta alta variabilidade, permitindo a passagem de mais escória que o desejado em alguns casos ou, por outro lado, deixando mais aço que o devido na panela. A correta identificação do momento de encerrar o vazamento é, portanto, de grande importância para o processo. Sua identificação de forma eficiente representa uma redução de custo significativa para as siderúrgicas que realizam este processo repetidas vezes ao dia, muitas vezes possuindo múltiplos convertidores.

Neste contexto, uma vez que a escória tende a ser mais quente que o próprio aço, este trabalho se propõe a utilizar uma câmera termográfica posicionada em direção ao jato de aço formado durante o vazamento, de forma a identificar de forma automática que a escória iniciou sua passagem, ou ainda, avaliar a possibilidade de prever antes que ocorra. Para isto, técnicas de Processamento Digital de Imagens devem ser aplicadas para identificar e rastrear a região do jato na imagem. Com isto, extrair informações que possam ser utilizadas por técnicas de Reconhecimento de Padrões, como Máquinas de Vetor Suporte (do inglês,

Support Vector Machines - SVM) [8], *k*-Vizinhos Mais Próximos (do inglês, *k-Nearest Neighbors* - kNN) [3] e Somas Acumuladas (do inglês, *Cumulative Sums* – CUSUM) [1].

2 Métodos

2.1 Localização e Segmentação do Jato na Imagem

Atualmente, na literatura, encontram-se um grande número de trabalhos que descrevem ou fazem uso de técnicas de segmentação em imagens, como os encontrados em [2, 6, 9] por exemplo. Entretanto, não se encontram estudos aplicados, especificamente, ao caso de segmentação abordado neste trabalho. Utilizar imagens em um ambiente como a aciaria, constitui um desafio pelas diversas interferências relacionadas a pós, fumaça, luminosidade não controlada, entre outras. Em algumas aplicações, onde a temperatura do objeto em questão sobressai-se no ambiente, a utilização de uma câmera que capta níveis de radiações infravermelha, como neste caso, pode eliminar muitas destas interferências.

Na abordagem proposta, por meio das imagens geradas por uma câmera fixa apontada para a região de vazamento da panela de aço, monitora-se o processo de vazamento do início ao fim. Um quadro do vídeo gerado pelo sinal infravermelho, convertido para escala de cinza, é mostrado na Figura 2(a), além disto, as temperaturas na imagem também podem ser representadas aplicando-se um mapa de cores conforme a intensidade do sinal (Figura 2(b)). Com tais imagens, objetiva-se identificar a localização do jato, quadro a quadro, de forma a segmentá-lo das demais informações e extrair características que possam ser utilizadas para encontrar um padrão que identifique o início da passagem de escória. Cabe ressaltar, que ao longo do vazamento, o convertedor tem sua inclinação alterada e a panela se movimenta no intuito de manter a queda no local correto. Com isto, imagem do jato se posiciona em diferentes regiões do quadro ao longo do processo. Além disto, suas dimensões não se mantêm fixas e o tempo de vazamento varia entre 4 e 11 minutos.

Uma limiarização a partir do histograma de níveis de cinza permite encontrar a região que contém aço na imagem. Para isto, um delta é aplicado a partir da intensidade de maior valor encontrada, separando duas regiões distintas. Uma binarização é então aplicada obtendo-se a imagem da Figura 2(c). A partir desta imagem, obtém-se a soma de *pixels* ao longo de cada linha e coluna, de forma que as posições em torno dos maiores valores encontrados permitem definir um primeiro recorte (retângulo verde), como destacado na Figura 2(c).

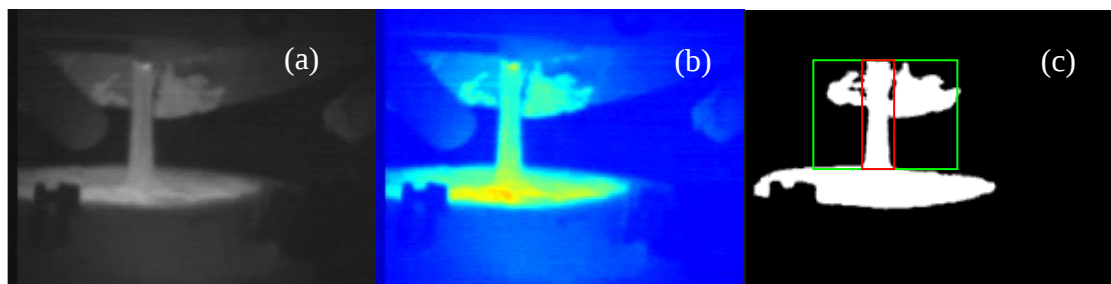


Figura 2: Quadro da imagem obtida no vazamento de aço na panela. (a) em escala de cinza. (b) com mapa de cores aplicado. (c) região de aço segmentado

Já para a segmentação do jato, é realizado um processo semelhante ao realizado anteriormente com a segmentação do aço na imagem. A altura inicial e final do jato já estão definidas restando identificar a posição de suas laterais. Do primeiro recorte obtido no passo anterior, analisa-se o gráfico de soma de *pixels* de cada coluna apresentado na Figura 3(a). Assim, encontra-se a posição do maior valor e separa-se o gráfico em duas regiões (linha tracejada vermelha). Na primeira, do início até o ponto encontrado, para cada posição, contabiliza-se a diferença com o valor da posição anterior, acumulando o valor encontrado até que a derivada se torne negativa. Com isto, a posição que obtiver a maior sequência com derivadas positivas somados aos seus valores, até alcançar o ponto de máximo, determina o início do jato ou sua lateral esquerda. Os valores obtidos estão representados na Figura 3(b). De forma análoga, realiza-se o mesmo processo para a segunda parte do gráfico obtendo-se a lateral direita do jato. As posições encontradas estão representadas pelas linhas tracejadas em verde. Na Figura 2(c) é mostrada a região do jato identificada pelo método delimitada pelo retângulo vermelho.

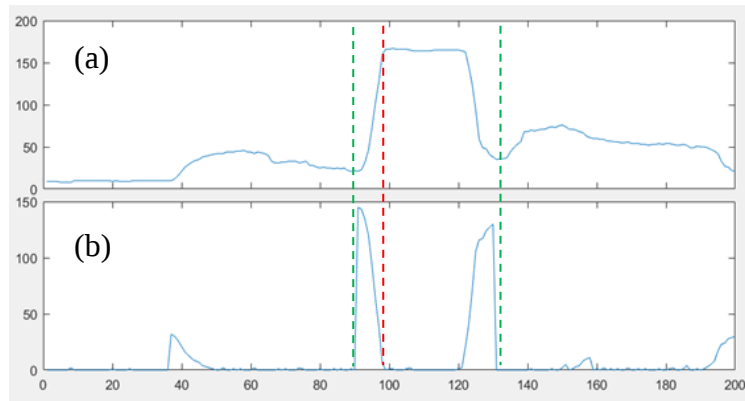


Figura 3: (a) Soma dos *pixels* das colunas. (b) Soma acumulada dos valores entre posições sequenciais.

2.2 Reconhecimento do Padrão de Passagem de Escória

Concluída a etapa de localização, inicia-se a extração de características e reconhecimento de padrões para identificar a passagem de escória a partir da imagem do jato. Informações dimensionais e estatísticas são levantadas com o intuito de avaliar as características mais relevantes. Para cada quadro, extraem-se estas informações e observa-se o comportamento ao longo do processo de vazamento de forma temporal. Podem ser observadas: área do jato, área do jato em sub-regiões, histograma de distribuição de cores, temperaturas, HOG (do inglês, *Histogram of Oriented Gradients*), entre outras. Do histograma, outras características são obtidas como média, mediana, moda, desvio padrão e quantidade de ocorrências acima de limites pré-estabelecidos. Neste trabalho, pelo desempenho comparada a outras características, optou-se por utilizar uma informação extraída do histograma: a quantidade de ocorrências acima da escala de cinza 180. A Figura 4 mostra seu comportamento quadro a quadro.

Os métodos de classificação kNN, SVM e CUSUM foram utilizados para identificar se é uma janela da região alvo (escória) ou não. As principais características destes

classificadores podem ser encontradas nas referências [1, 3, 8]. Neste trabalho foram utilizados os classificadores com os seguintes parâmetros:

- SVM do tipo linear com normalização dos dados;
- kNN com distância Euclidiana e normalização dos dados;
- CUSUM com 5 vezes o valor do desvio padrão a partir da média, e com um deslocamento médio mínimo detectável igual a 10 vezes o desvio padrão.

Para o treinamento e validação destes classificadores, amostras para os dois tipos de regiões, alvo e não alvo, são obtidas de 97 vazamentos distintos, ou 97 corridas, sendo utilizado 70% dos dados para o treinamento e 30% para teste. A região de alvo foi determinada como uma janela de tamanho igual 100 quadros, obtida a partir do momento em que ocorre a escória. Mais especificamente, o padrão de alvo é obtido utilizando-se uma janela com 15 quadros a partir da ocorrência da escória e 85 quadros antes da mesma. Como os vídeos estão com cadência determinada de 10fps, as janelas são de 10 segundos. Estes valores foram empiricamente determinados. É importante destacar ainda que no treinamento o número de dados da região não alvo utilizado é três vezes maior que o da região alvo. Este desbalanceamento proposital é devido, principalmente, ao fato do maior número de ocorrências da região não alvo. Mais uma vez, estes valores foram empiricamente determinados.

Após o treinamento dos classificadores, aplica-se o modelo obtido com as corridas de treinamento nas corridas teste. Varre-se o gráfico, como mostrado na Figura 4, deslocando as janelas a cada 5 quadros (ou 0,5 segundos), utilizando-se também janelas com tamanho de 100 quadros.

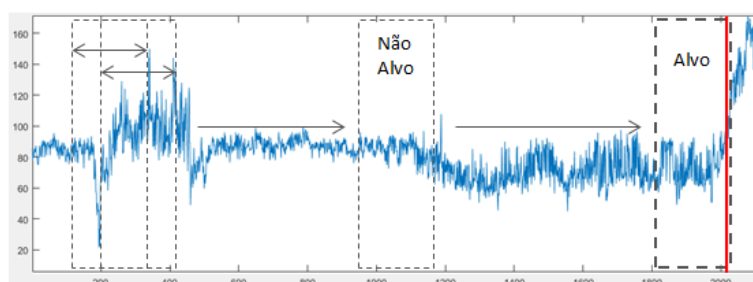


Figura 4: Separação dos dados de cada quadro em janelas alvo (início de escória) e não alvo. A linha vermelha determina o exato momento em que ocorre a escória.

3 Resultados

O método de identificação da região do jato utilizando técnicas de processamento digital de imagens apresentou resultado consistente ao longo dos quadros do vídeo. Em alguns momentos podem ocorrer interferências, como a adição de ligas na panela durante o vazamento, gerando reações químicas no processo, que produzem interferências na imagem prejudicando a identificação da região do jato. Mas, a adição não ocorre próximo ao momento do fim de vazamento não causando prejuízos ao método. Neste contexto, uma vez que a escória somente ocorrerá bem próximo do final do processo, optou-se por testar os classificadores a partir de 1 minuto antes da ocorrência de escória. Este tipo de consideração é comum em problemas de detecção de mudanças abruptas descritas em [1].

A avaliação do índice de acerto determinando a região alvo foi realizada de duas formas distintas: através da matriz de confusão, apresentada na Tabela 1, e com relação ao instante em que a escória foi detectada, apresentado na Tabela 2. Este último índice é importante, pois está relacionado com o tempo de reação na detecção da passagem de escória pelo método. Quanto antes for detectada, melhor será para o processo.

Tabela 1: Matriz de confusão baseados nos resultados das corridas de teste.

		SVM		kNN		CUSUM	
		Preditos		Preditos		Preditos	
		não alvo	alvo	não alvo	alvo	não alvo	alvo
Classes	não alvo	2144	2	2145	1	2134	12
	alvo	0	29	0	29	9	20

Analizando os resultados constata-se, na Tabela 1, um índice de acerto da região alvo de 100% para os modelos SVM e kNN, ou seja, a escória foi identificada em todos os casos sem ocorrência de falsos negativos. No entanto, observamos alguns falsos positivos para os casos não alvo com melhor resultado para o kNN, ou seja, o método pode gerar uma informação de escória mesmo não sendo, com baixíssima taxa de erro. É importante destacar que o número de não alvos da Tabela 1 deve-se ao fato de extraírem-se 74 janelas em cada uma das 29 corridas para teste, totalizando 2146 janelas. Vale ressaltar também que classificações positivas (alvo) abaixo de 3 segundos antes da passagem de escória são consideradas falsos positivos.

Tabela 2: Momento de detecção da passagem de escória.

	Segundos antes da passagem de escória		
	Entre 3 e 2 seg	Entre 2 e 1 seg	Entre 1 e 0 seg
SVM	0	0	29
kNN	0	0	29
CUSUM	0	0	20

Já com relação ao momento de identificação da passagem de escória, das 29 corridas testes, nota-se na Tabela 2 que os modelos não conseguem prever o evento com antecedência maior que 1 segundo. Entretanto, tanto o modelo kNN quanto o modelo SVM, são precisos na detecção do momento de início da passagem de escória.

4 Conclusões

A evolução das aplicações no campo de Processamento Digital de Imagens e Visão Computacional ainda se mostram tímidas em ambientes industriais. As possibilidades são amplas e merecem ser mais bem exploradas neste ramo. As técnicas dessas duas áreas e a evolução dos equipamentos como câmeras e computadores podem permitir a inspeção de processos produtivos em tempo real, com menos riscos e falhas por parte de operadores humanos, assim como trazer

ganhos de produtividade e qualidade do produto.

Os resultados alcançados pelos métodos propostos aqui demonstram um elevado índice de acerto para identificação automática da passagem de escória no vazamento de um convertedor de aciaria, chegando a valores próximos a 100%. A eliminação da variabilidade manual com a correta identificação do momento de encerrar o vazamento pode representar uma redução de custo significativa para indústrias siderúrgicas. O momento em que a escória é identificada mostrou que é possível uma aplicação prática dos métodos utilizados, principalmente utilizando-se os modelos kNN e SVM. No entanto, testes com mais corridas devem ser realizados para melhor garantir a robustez e aplicabilidade dos métodos aqui propostos.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao IFES – Instituto Federal do Espírito Santo, Campus Serra, assim como à ArcelorMittal Tubarão, pelo suporte científico que permitiu desenvolver este trabalho.

Referências

- [1] M. Basseville and I. V. Nikiforov, Detection of Abrupt Changes: Theory and Application, Prentice Hall, Cap. 2, 35–42, (1996).
- [2] H. D. Cheng, X. H. Jiang, Y. Sun and J. Wang, Color Image Segmentation: Advances and Prospects, Pattern Recognition, vol. 34, 2259-2281, (2001).
- [3] R. O. Duda, P. E. Hart and D. G. Stork, Pattern Classification, Wiley-Interscience, Cap. 4, 174-191, (2000).
- [4] K. J. Graham, M. Ricci, S. Waterfall and G.A. Irons, Slag Carryover Control at ArcelorMittal Dofasco, AISTech, PR-353-061, (2008).
- [5] R. J. Fruehan, Making, Shaping and Treating of Steel: Steelmaking and Refining Volume, AISE Steel Foundation, Cap. 8, (1998).
- [6] R. E. Jesus e D. Almonfrey, Segmentação e Classificação de Caracteres em Placas de Aço, CBA, 1254-1257, (2014).
- [7] J. Li, J. Zhou, Z. Zhong, C. Li and X. Kong, Application of Thermographic Slag Detection System in Baosteel. AISTech, PR-351-107, (2007).
- [8] A. C. Lorena e A. C. Carvalho, Uma Introdução às Support Vector Machines, RITA, vol. 14, (2007).
- [9] O. Severino and A. Gonzaga, A new approach for color image segmentation based on color mixture, Machine Vision and Applications, vol. 24, 607-618, (2013).