

CLASSIFICAÇÃO DAS AMOSTRAS DO ENSAIO BAUMANN ATRAVÉS DO PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS

Luciene Coelho Lopez Queiroz ¹

Andre Riyuiti Hirakawa ²

Resumo

A impressão Baumann, ou impressão de enxofre como também é conhecida, é um dos instrumentos utilizados para avaliação das condições operacionais da máquina de lingotamento contínuo e no controle da qualidade do material produzido. Os defeitos internos analisados na impressão Baumann são tradicionalmente classificados de forma manual pela comparação dos resultados da amostra com padrões predefinidos. O presente trabalho tem como objetivo apresentar uma proposta alternativa ao método tradicional de classificação dos defeitos internos, utilizando imagens digitais das amostras geradas durante o ensaio de Baumann.

Palavras-chave: Impressão de Baumann; Processamento de imagens; Defeito interno.

CLASSIFICATION OF BAUMANN SAMPLES THROUGH DIGITAL IMAGE PROCESSING

Abstract

The method Baumann, or sulphur print as it is also known, is one of the tools used to evaluate the operating conditions of continuous casting machine and quality control of material produced. The internal defects analyzed in sulphur print are traditionally classified manually by comparing sample results with predefined patterns. This paper presents an alternative to the traditional classification of internal defects, making use of digital images of samples generated during Baumann method.

Key words: Baumann print; Image processing; Internal defect.

I INTRODUÇÃO

Dentre os diversos processos que compõem uma usina siderúrgica integrada, destaca-se o processo de lingotamento do aço. Nessa etapa, o aço é convertido do estado líquido para o sólido através da Máquina de Lingotamento Contínuo (MLC), dando origem a produtos semi-acabados, como perfis, placas, blocos ou tarugos.

O processo de solidificação do aço no lingotamento contínuo ocorre de fora para dentro do veio em função do contato com as paredes refrigeradas do molde, aspersão de água em *sprays* e perda de calor por radiação para o ambiente. Essa troca de calor faz com que o aço se solidifique gradativamente criando zonas onde o material pode ser encontrado em seus estados sólido e líquido. Voort⁽¹⁾ explica que, durante o processo de solidificação, algumas impurezas, como o fósforo e o enxofre, são rejeitadas da zona sólida para a zona líquida por possuírem uma capacidade reduzida de difusão na fase sólida em comparação

com a fase líquida do aço. Desta forma as últimas regiões solidificadas da placa possuem uma grande concentração destas impurezas, o que influencia diretamente na qualidade do material produzido.

O controle de qualidade do material produzido e as condições operacionais da MLC são realizados através da impressão de Baumann, ou impressão de enxofre (S-Print), como também é conhecida. Mourão⁽²⁾ destaca que o objetivo desse ensaio é identificar e classificar os defeitos internos, tais como trincas internas (horizontal, vertical e de canto), segregação central, inclusão de alumina e porosidades, que possam comprometer a aplicação para a qual o material produzido se destina. Em função da análise dos resultados é possível determinar as ações corretivas necessárias para garantir as condições adequadas de funcionamento da MLC, além da qualidade dos produtos fabricados.

¹Ciências da computação, Analista de Processos Industriais das Usinas Siderúrgicas de Minas Gerais – Usiminas, Mestranda em Engenharia Elétrica pela Escola Politécnica, Universidade de São Paulo – USP, Cep 11075-651, Santos, SP, Brasil. E-mail: lucienelopez@hotmail.com

²Engenheiro eletricitista, Doutor em Engenharia Elétrica, Professor no Departamento de Engenharia Elétrica, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo – USP, Cep 05350-000, São Paulo, SP, Brasil. E-mail: arhiraka@gmail.com

A impressão de Baumann pode ser considerada uma representação gráfica da qualidade interna do material lingotado e, por ser amplamente difundida, é objeto de padronização por diferentes órgãos normativos internacionalmente reconhecidos. Dentre as normas que padronizam os procedimentos para a realização do ensaio de Baumann destacam-se a ISO 4968,⁽³⁾ a BS 6285⁽⁴⁾ e a ASTM E1180 – 08.⁽⁵⁾

Em geral, nas usinas siderúrgicas esses defeitos internos são visualmente classificados pelos especialistas por meio da comparação da impressão de Baumann da amostra com padrões de classificação pré-estabelecidos. Furtado⁽⁶⁾ explica que esses padrões são elaborados por empresas do setor siderúrgico e, dentre os mais conhecidos, destacam-se os padrões NSC (Nippon Steel Corporation) e Mannesmann.

Contudo, dada a complexidade de classificação entre os diferentes níveis de severidade de cada defeito, o processo de classificação torna-se dependente da experiência e conhecimento dos especialistas. Em função da interferência humana nessa análise, é possível que ocorram divergências na classificação dos resultados, visto que a atividade é completamente manual e um especialista pode eventualmente ser mais rigoroso do que outro durante o processo de classificação.

A análise deste cenário motivou a elaboração de um algoritmo capaz de identificar e classificar o defeito da segregação central pelo reconhecimento das imagens digitais da amostra de Baumann. Neste trabalho apresenta-se a etapa de identificação da segregação central. Esta proposta visa considerar uma alternativa para redução da dependência existente na experiência individual dos especialistas e aumentar o grau de confiabilidade no resultado das análises.

2 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste trabalho foram analisadas as imagens digitais das amostras por impressão Baumann de duas usinas siderúrgicas. Para a avaliação dos defeitos internos foram avaliadas 15.273 imagens de uma usina, coletadas no período de janeiro de 2004 a abril de 2009, e 4.617 imagens da outra usina, coletadas no período de março de 2008 a junho de 2010, contabilizando um total de 19.890 amostras utilizadas. Este trabalho discute cada etapa da metodologia adotada para o desenvolvimento do algoritmo.

2.1 Análise das Imagens

O primeiro passo realizado neste trabalho foi a verificação da incidência de cada defeito interno na impressão Baumann. Nessa etapa foi avaliada a distribuição das amostras coletadas entre os diferentes graus de severidade, de acordo com o padrão de classificação adotado pelas usinas analisadas. As duas usinas adotam o padrão NSC (Nippon Steel Corporation) para a classificação dos defeitos internos.

Os defeitos que apresentam um baixo índice de variação de acordo com seu respectivo grau de severidade tornam inviável a elaboração do algoritmo devido à ausência de dados para a sua realização. Desta forma nesta etapa do trabalho foi analisado o índice de variação na classificação dos defeitos internos de acordo com sua respectiva escala de severidade. Nesta análise foram excluídas todas as amostras classificadas com o menor grau de severidade, o que representa para os defeitos analisados, a ausência do mesmo. A Figura 1 ilustra o total de amostras obtidas nas demais classificações de acordo com o tipo do defeito interno.

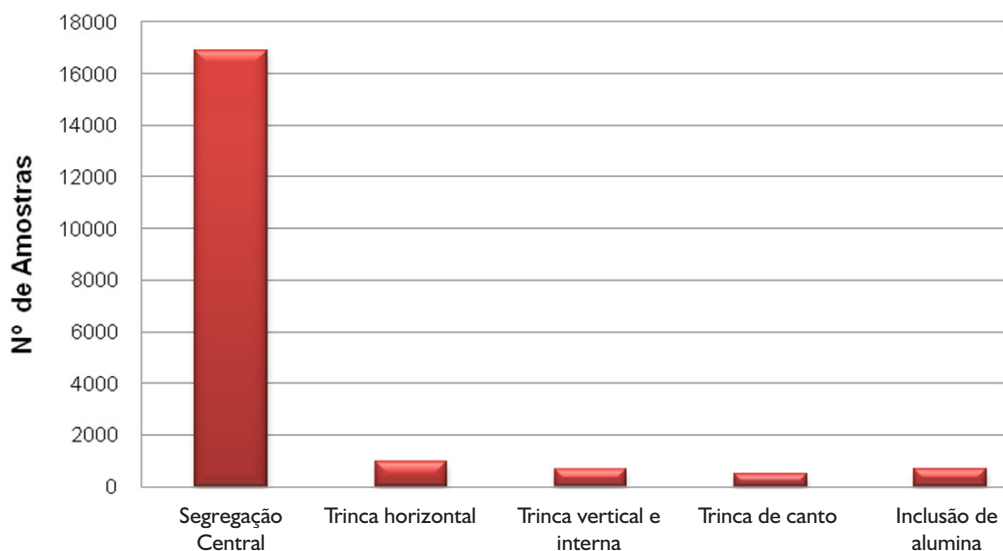


Figura 1. Variação das amostras.

Conforme observado, na análise das amostras das duas usinas existe uma quantidade significativa de amostras classificadas entre os demais graus de severidade para a segregação central. Entretanto, o mesmo não ocorre para os demais defeitos internos. As trincas de canto, horizontais, verticais e internas são analisadas nas duas usinas, mas apresentam baixa incidência de defeitos mais graves. A inclusão de alumina apresenta características recorrentes de baixa incidência, sendo rotineiramente analisada em apenas uma usina. As porosidades, por sua vez, são tratadas isoladamente nas duas usinas devido à baixa incidência do defeito.

Baseado na análise dos dados apresentados observa-se que apenas a segregação central apresenta uma variação significativa entre os padrões de classificação. Desta forma opta-se, neste trabalho, pela concentração dos esforços na detecção automática deste defeito interno por meio do algoritmo.

2.1.1 Segregação central

Carvalho⁽⁷⁾ destaca que a presença da segregação central influencia negativamente o desempenho do produto laminado, pois altera as propriedades físicas e mecânicas da placa. Quanto mais acentuada a segregação central, maior seu impacto na qualidade do produto final. Tal característica torna esse defeito um dos mais sérios e, por isso, importante de ser controlado no processo de lingotamento contínuo.

Rizzo⁽⁸⁾ explica que a segregação central é um defeito que ocorre na última região a solidificar da placa. Por ter esta característica, este defeito concentra-se na região central do produto. De acordo com Voort,⁽¹⁾ as últimas regiões solidificadas da placa possuem uma grande concentração de impurezas nocivas à qualidade do aço, dentre as quais se destaca o enxofre.

Segundo Carvalho,⁽⁷⁾ em função do fenômeno de solidificação do aço, este defeito torna-se praticamente inerente ao processo de lingotamento contínuo. Desta forma, a segregação central dificilmente pode ser totalmente eliminada da placa. Entretanto, um grande acúmulo de impurezas pode comprometer a qualidade do material produzido, fazendo com que o acompanhamento sistemático do nível de segregação seja fundamental para o processo. A segregação central com nível elevado de severidade torna-se visível no laminado, principalmente após os ensaios de dobramento ou tração, onde pode ser observada a ocorrência de trincas no centro da espessura do material.

Outro aspecto que pode influenciar a formação da segregação central é o alinhamento e espaçamento dos rolos da MLC, principalmente na região próxima ao ponto final de solidificação. Garcia et al.⁽⁹⁾ enfatizam que, caso os rolos estejam desalinhados ou excêntricos, a fração do aço ainda no seu estado líquido (que contém as impurezas) pode ser succionada para o centro da placa, formando a

segregação central. Carvalho⁽⁷⁾ ressalta os efeitos causados pelo espaçamento dos rolos. Caso os rolos estejam mais afastados do que o necessário, há um aumento do volume de líquido residual que contém os elementos segregados, aumentando o grau de severidade da segregação central. Isto pode, inclusive nos casos mais graves, resultar no sucateamento do material produzido.

Portanto, segundo Carvalho,⁽⁷⁾ torna-se imprescindível o controle de espaçamento, empeno, desgaste e alinhamento dos rolos, de modo que eles fiquem dentro de faixas adequadas de variação, a fim de mitigar os efeitos da segregação central.

Furtado⁽⁶⁾ explica que, no padrão Mannesmann, a segregação central é classificada em quatro níveis de severidade. De acordo com a escala definida nesse padrão, zero representa o menor nível de segregação, enquanto quatro é o maior nível na escala de severidade. O padrão NSC, por sua vez, adota critérios de classificação mais refinados por considerar a continuidade e a intensidade do defeito. A continuidade das linhas de segregação é classificada pelas letras “A”, “B” ou “C”, sendo que “A” representa o maior grau de severidade e “C” o menor. A intensidade por sua vez, é classificada de acordo com a dimensão da segregação central, medida em relação à espessura da linha segregada da placa com valores que variam de 0,0 a 3,0 em etapas de 0,5. É importante ressaltar que o grau de severidade em relação à intensidade varia de 3,0 (mais crítico) até 0,0 (menos crítico). Por exemplo, a classificação “C00” (que representa continuidade “C” e intensidade “0,0”) indica a ausência de segregação.

2.2 Projeto do Algoritmo

A elaboração do algoritmo foi direcionada para a identificação e avaliação da segregação central, em função de sua maior relevância e incidência, conforme análise realizada na fase anterior. Para esta etapa do trabalho, foram selecionadas 1.860 das 19.890 imagens, mantendo a proporcionalidade de ocorrências entre os graus de severidade observados para a segregação central. O algoritmo de identificação desse defeito foi dividido em duas etapas. A primeira etapa contempla o pré-processamento, enquanto a segunda etapa refere-se à segmentação da imagem. Os itens 2.2.1 e 2.2.2 apresentam a seguir cada uma dessas etapas.

2.2.1 Pré-processamento da imagem

Para Pedrini e Schwartz,⁽¹⁰⁾ o pré-processamento das imagens tem como objetivo “melhorar a qualidade da imagem por meio da aplicação de técnicas para atenuação de ruído, correção de contraste ou brilho e suavização de determinadas propriedades da imagem”. Essa etapa visa identificar e aplicar as correções necessárias na imagem, preparando-a para a etapa seguinte do algoritmo.

O primeiro passo no pré-processamento é a análise das propriedades da imagem a fim de identificar características que poderão auxiliar no processo de classificação da segregação central.

A segregação central é identificada na imagem como a região onde ocorre uma grande concentração de manchas pardas ou negras situadas horizontalmente próximas ao centro da amostra. Em função disso foi realizado o histograma da imagem; entretanto, observou-se que as regiões que continham os menores níveis de cinza (regiões mais escuras) não correspondiam à área da segregação central visualizadas na imagem, logo representavam ruídos. Nessa fase foi realizada a remoção das possíveis interferências para a identificação da posição da segregação central na imagem.

Sirgo et al.⁽¹⁾ apresentam a contagem dos níveis de cinza das linhas da imagem como método para localização da região da segregação central. Dessa forma, neste trabalho opta-se pela análise individual das linhas e colunas. A contagem do nível de cinza dos pixels realizada em relação às colunas da imagem é chamada de **histograma vertical**, enquanto a contagem realizada em relação às linhas da imagem é chamada de **histograma horizontal**.

Considerando-se $f(x, y)$ uma imagem representada por uma matriz bidimensional, com dimensões $m \times n$ pixels, o histograma vertical é representado por um vetor H_v com n elementos. No histograma vertical cada coluna j da imagem é analisada pela soma de todos os pixels p da coluna j em relação à linha i , onde m representa o número total de linhas da imagem. O cálculo do histograma vertical pode ser observado na Equação 1. Desta forma, cada posição do vetor H_v corresponde à totalização dos níveis de cinza dos pixels de uma determinada coluna da imagem.

$$h_j = \sum_{i=1}^m p_{i,j} \quad H_v = [h_0 \ h_1 \ \dots \ h_n] \quad (1)$$

A Figura 2 apresenta, de forma gráfica, o histograma vertical H_v . No eixo Y apresenta-se a totalização dos níveis de cinza de cada coluna, enquanto o eixo X representa o valor posicional da coluna em pixels. Observa-se, na Figura 2, que determinadas colunas apresentam uma elevada concentração de pixels escuros (o que corresponde à concentração de níveis de cinza mais baixo). Tal característica seria um bom indicador para a localização da segregação central, que se destaca na imagem pela sua coloração parda ou negra; entretanto, observa-se que tal característica está na verdade associada à mesa onde o corpo prova é posicionado durante a amostragem e uma falha no sistema de aquisição da imagem.

Em função do tamanho do corpo de prova (300×1.800 mm) e para garantir a qualidade da imagem, a captura da imagem da amostra é realizada em seções de 480×640 pixels. Após a captura da imagem de cada uma das seções da amostra, o aplicativo de aquisição concatena todas as imagens capturadas gerando uma imagem final (480×3.840 pixels) proporcional às dimensões do corpo de prova.

Entretanto, em alguns casos foi observado que, por uma falha no sistema de aquisição, a concatenação das imagens não era realizada de forma precisa, gerando colunas na cor preta que representam o ponto de emenda entre as seções da imagem. Tal característica poderia representar um ruído na imagem prejudicando o processo de classificação da mesma. Desta forma, optou-se pela realização do tratamento da imagem que consiste na exclusão das colunas com tais características, onde h_j é menor que o limite de corte estipulado. O limite para exclusão da coluna baseia-se na média aritmética da soma-tória dos níveis de cinza dos pixels da coluna como mostra a Equação 2:

$$\bar{x} = \frac{\sum_{j=0}^n h_j}{n} \quad (2)$$

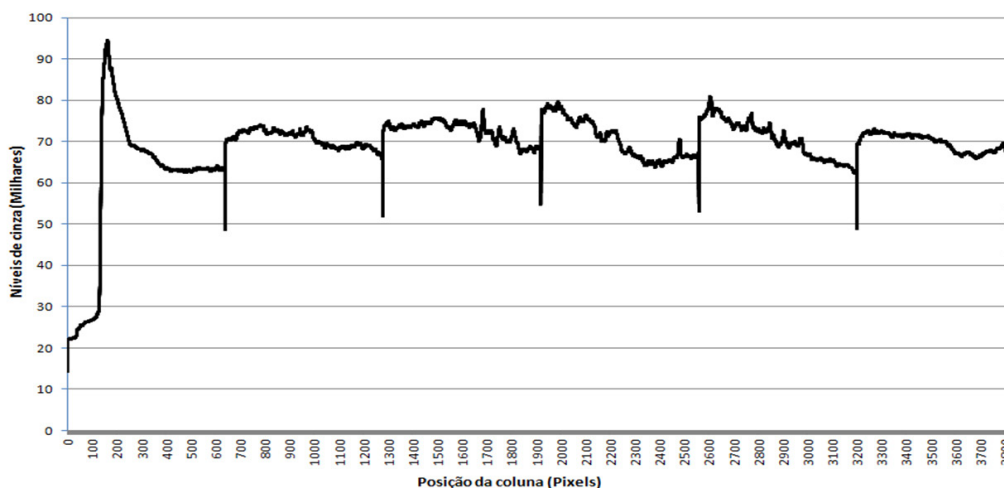


Figura 2. Histograma vertical.

O tom de cinza definido como limite de corte da coluna, $limCol$, foi estipulado empiricamente, pelo resultado da média do histograma vertical multiplicado pelo fator de correção Cf , como apresentado na Equação 3. O fator de correção está definido em 0,9. Após a exclusão das colunas é gerada uma nova imagem, com dimensões distintas. A Figura 3 apresenta a imagem resultante após a exclusão das colunas.

$$limCol = \bar{x} * Cf \quad (3)$$

Em seguida, analisa-se o histograma horizontal da imagem resultante. Sendo $f(x, y)$ a imagem representada por uma matriz bidimensional, com dimensões $m \times n$ pixels, o histograma horizontal é representado por um vetor H_h com m elementos. No histograma horizontal cada linha i da imagem é analisada pela soma dos níveis de cinza de todos os pixels p da linha i em relação à coluna j , onde m representa o número total de linhas da imagem. O cálculo do histograma horizontal pode ser observado na Equação 4:

$$h_i = \sum_{j=1}^n p_{i,j} \quad H_h = [h_0 \ h_1 \ \dots \ h_m] \quad (4)$$

Desta forma, cada posição do vetor H_h corresponde à totalização dos níveis de cinza dos pixels de uma determinada linha. De forma similar à análise realizada anteriormente, observou-se que a imagem possuía linhas com uma elevada concentração de pixels na cor escura. Tal característica seria um bom indicador para a localização da segregação central; entretanto, a maior concentração localizava-se próxima à borda inferior e superior da imagem.

Verificou-se que, em função do tamanho do corpo de prova em relação à área da imagem capturada pelo sistema de aquisição, a mesa onde a amostra é posicionada durante a aquisição também é refletida na imagem. Para

evitar que tal característica prejudique a segmentação da imagem, optou-se pela remoção dessas linhas.

O tratamento utilizado para remoção das linhas é similar ao adotado para exclusão das colunas, onde h_i é menor que o limite de corte estipulado. O limite para exclusão da linha baseia-se na média aritmética da soma-tória dos pixels da linha. O limite de corte da linha foi estipulado empiricamente pela mesma equação utilizada como limite de corte da coluna e o foi mantido mesmo fator de correção. Após a exclusão das linhas foi gerada uma nova imagem, com dimensões distintas.

Em seguida, foi analisado o histograma dessa nova imagem e calculada a mediana, que no caso analisado representa o tom de cinza da imagem, que corresponde a 50% da frequência relativa acumulada no histograma. O tom de cinza médio obtido foi utilizado como limiar. Sabe-se que a segregação central é representada por manchas escuras e pardas, logo as regiões claras da imagem podem ser desprezadas. Para isso realizada-se a limiarização da imagem, segundo a Equação 5, onde p_{ij} representa o pixel analisado na linha i e coluna j , caso o tom de cinza de p_{ij} seja inferior ao limiar estipulado, o mesmo é preservado. Caso contrário, o valor de p_{ij} é substituído pelo valor do limiar:

$$p_{ij} = \begin{cases} p_{ij}, & \text{se } p_{ij} < \text{liminar} \\ \text{liminar}, & \text{se } p_{ij} \geq \text{liminar} \end{cases} \quad (5)$$

Após o processo de limiarização, como pode ser observado na Figura 4, a segregação central é destacada na imagem, enquanto as interferências (marcas de giz) são descartadas.

Após a eliminação das interferências na imagem é possível identificar uma região onde existe uma concentração acentuada de níveis de cinza mais baixos. Essa depressão no histograma horizontal representa a segregação central na imagem e é utilizada como referência para segmentação da mesma.

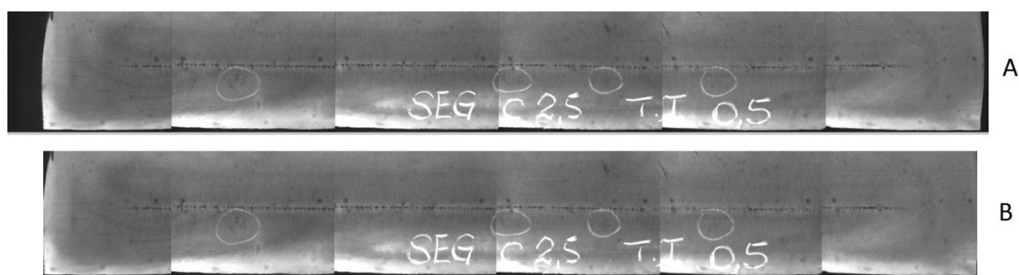


Figura 3. Remoção das colunas: (A) imagem original, antes da remoção (400 × 3.800 pixels). (B) imagem após remoção (400 × 3.646 pixels).



Figura 4. Imagem resultante após o processo de limiarização para remoção de interferências.

2.3 Segmentação da imagem

Para Marques e Vieira:⁽¹²⁾ “A tarefa básica da etapa de segmentação é a de dividir uma imagem em suas unidades significativas, ou seja, nos objetos de interesse que a compõem.” Pela análise do histograma horizontal é possível identificar a localização da segregação. Nesta etapa objetivou-se segmentar a região onde a segregação central está localizada do resto da imagem.

Pela característica da formação deste defeito interno, como apresentado em tópicos anteriores, sabe-se que a segregação central está normalmente situada próxima ao centro da amostra. Desta forma, a amostra é dividida em quatro regiões r , obtendo como resultado a separação apresentada na Figura 5: a primeira e a quarta região são desprezadas na análise em função da característica de formação do defeito interno.

Em seguida, foi analisado o histograma horizontal apenas nas regiões 2 e 3 da imagem. Para identificar a linha que representa o centro da segregação $cSeg$ calcula-se o vetor D_h de dimensão $2r$, que representa a diferença entre os elementos do vetor H_h da região 2 e 3, que por sua vez representa o histograma horizontal da imagem. Os elementos do vetor D_h são calculados de acordo com a Equação 6, onde h_r representa o primeiro elemento do vetor H_h na região 2 da imagem.

$$d_i = \begin{cases} 0, & \text{se } i = 0 \\ h_{r+i} - h_{r+i-1}, & \text{se } i > 0 \end{cases} \quad D_h = [d_0 \ d_1 \ \dots \ d_{2r}] \quad (6)$$

Após o cálculo do vetor D_h é possível determinar $cSeg$ pela Equação 7, uma vez que a linha com maior variação nos níveis de cinza representa a borda da segregação, ou seja, o maior elemento do vetor D_h :

$$cSeg = i, \text{ onde } d_i = \max(D_h) \quad (7)$$

Por definição empírica, a região selecionada para análise da segregação corresponde às linhas no intervalo $[cSeg - 55, cSeg + 55]$. Desta forma pode ser obtido o segmento da imagem onde a segregação central está situada, como é destacado na Figura 6.



Figura 5. Segmentação da imagem para análise das regiões.



Figura 6. Região da imagem onde a segregação central foi identificada.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para avaliar a aplicabilidade dos critérios adotados para eliminação de ruídos e segmentação da imagem, foi implementado o algoritmo, contemplando as regras descritas nas sessões anteriores. 1.860 imagens de amostras distribuídas nos diferentes graus de severidade foram submetidas ao algoritmo.

O algoritmo produz como resultado uma nova imagem, destacando a região selecionada no processo de segmentação. A avaliação da segmentação realizada pelo algoritmo é executada manualmente pela verificação visual da existência de segregação central na região da imagem selecionada pelo algoritmo. As amostras são classificadas como “**segmentada**” e “**não segmentada**”, de acordo com os seguintes critérios:

- *Segmentada*: a segregação central está completamente contida na região da imagem selecionada pelo algoritmo;
- *Não segmentada*: a segregação central está parcialmente contida na região da imagem selecionada pelo algoritmo ou a segregação central não está contida na região selecionada.

O algoritmo segmenta corretamente a região da segregação central em 76% das imagens analisadas, enquanto segmenta parcialmente ou não segmenta corretamente 24% das imagens analisadas.

Adicionalmente são analisados separadamente os resultados obtidos com a segmentação em função dos critérios continuidade e intensidade. Neste caso, observa-se que não há uma grande discrepância na porcentagem de regiões segmentadas corretamente entre os diferentes níveis de continuidade; o mesmo, entretanto, não ocorre em relação ao critério de intensidade.

Constata-se que as amostras com maior nível de intensidade possuem uma porcentagem maior de amostras segmentadas corretamente, enquanto as amostras com menor nível de intensidade possuem uma porcentagem menor de amostras segmentadas corretamente. Tal característica está diretamente relacionada ao aspecto da segregação central, uma vez que intensidades menores representam marcas de segregação “finas”, o que naturalmente dificulta o processo de localização da região segregada.

4 CONCLUSÃO

A correta interpretação dos resultados da impressão Baumann é fundamental para o controle das condições operacionais da máquina de lingotamento. Contudo, um processo de análise que requer a interferência humana, apresenta pontos negativos, como a dependência do conhecimento dos especialistas e possíveis divergências de resultados motivadas por fatores humanos (como estado emocional do avaliador, rigor na atividade de classificação, entre outros).

A utilização de um algoritmo capaz agregar o conhecimento do especialista em sua lógica visa sanar

ou minimizar as divergências relacionadas aos fatores humanos, proporcionando uniformidade e estabilidade do processo de classificação. Os resultados apresentados pelo algoritmo proposto indicam que é possível reter esse conhecimento e identificar o defeito da segregação central por esse método.

Adicionalmente, os resultados obtidos com a identificação da segregação central impulsionam a continuação dos estudos visando agregar no algoritmo à extração de características das imagens, que possibilitem a classificação do defeito da segregação central de acordo com os critérios pré-estabelecidos.

REFERÊNCIAS

- 1 Voort GFV. Metallography, principles and practices. New York: McGraw-Hill; 2007.p. 47-51.
- 2 Facó RJ. Lingotamento contínuo do aço. In: Mourão MB. Siderurgia para não siderurgistas. São Paulo: Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais; 2005. p. 147.
- 3 International Standard Organization. ISO 4968: Steel – Macrographic examination by sulphur print (Baumann method). Genebra; 1979.
- 4 British Standard. BS 6285: The macrographic examination of steel by sulphur print (Baumann method). London; 1982.
- 5 American Society for Testing and Materials. ASTM E 1180-08: Standard practice for preparing sulphur prints for macrostructural evaluation. West Conshohocken, PA; 2008.
- 6 Furtado HS. Controle da qualidade de placas. In: Valadares CAG. Lingotamento contínuo de placas. São Paulo: Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais; 2007. p. 186.
- 7 Pereira PF. Controle de qualidade de placas. In: Carvalho JLR, coord. Lingotamento contínuo de placas de aço. São Paulo: Associação Brasileira de Metais; 1988. p.327-328.
- 8 Rizzo EMS. Introdução aos processos de lingotamento dos aços. São Paulo: Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais; 2006. (Capacitação técnica em processos siderúrgicos: Aciaria).
- 9 Garcia A, Spim JÁ, Santos CA, Cheung N. Lingotamento contínuo de aços. São Paulo: Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais; 2006.
- 10 Pedrini H, Schwartz WR. Análise de imagens digitais: princípios, algoritmos e aplicações. São Paulo: Thomson Learning; 2008.
- 11 Sirgo JA, Campo R, Lopez A, Diaz A, Sancho L. Measurement of centerline segregation in steel slabs. In: Proceedings of Industry Applications Conference; 2006. 41. IAS Annual Meeting. Conference Record of the 2006 IEEE, 2006; Tampa. Picataway, NJ: IEE Industry Applications Society; 2006 Oct. 8-12 . v. 1, p. 516-520.
- 12 Marques OF, Vieira HN. Processamento digital de imagens. Rio de Janeiro: Brasport; 1999.

Recebido em: 02/02/2013

Aceito em: 07/06/2013