

Processamento digital de imagem com defeitos devido a dupla atenuação de feixe em mapeamento indireto por fluorescência de raios X

**Luisa Dutra da Silva¹, Lucas da Costa de Souza², Davi Ferreira de Oliveira³,
Marcelino José dos Anjos², Elicardo Alves de Souza Gonçalves¹**

¹ Instituto Federal do Rio de Janeiro – Campus Paracambi; ² Instituto de Física – Universidade do Estado do Rio de Janeiro; ³ Laboratório de Instrumentação Nuclear – Universidade Federal do Rio de Janeiro

E-mail: elicardo.goncalves@ifrj.edu.br

Resumo: Este trabalho baseia-se na adaptação de um equipamento comercial de mapeamento de fluorescência de raios X, com o objetivo de mapear a transmissão de feixes de raios X característicos através de uma amostra. Essa adaptação foi feita sem ajustes físicos no equipamento, trabalhando apenas nos parâmetros de medição e processamento de dados. A disposição dos componentes do equipamento faz com que não só o feixe primário, mas também os raios X característicos resultantes passem através da amostra, causando uma dupla atenuação e um defeito na imagem final conhecida como *ghosting*. Nesta abordagem, um algoritmo genético rudimentar foi desenvolvido usando imagens artificiais com defeito simulado. Este algoritmo mostrou as características da matriz de convolução K necessária para resolver o problema. Os resultados mostram a real possibilidade do uso do equipamento para esta medida adaptada e a metodologia pode ser expandida para diferentes situações.

Palavras-chave: Processamento digital de imagem, algoritmo genético, transmitância de raios X

Abstract: This work is based on the adaptation of a commercial X-ray fluorescence mapping equipment to map the transmission of characteristic X-ray beams through a sample. This adaptation was made without physical adjustments to the equipment, working only on the measurement and data processing parameters. The arrangement of the equipment's components causes not only the primary beam to pass through the sample, but also the resulting characteristic X-rays, causing a double attenuation and a defect in the final image known as *ghosting*. In this approach, a rudimentary genetic algorithm was developed using artificial images with simulated defects. This algorithm showed the characteristics of the convolution matrix K needed to solve the problem. The results show the real possibility of using the equipment for this adapted measurement and a methodology that can be expanded to different situations.

Keywords: Digital image processing, genetic algorithm, X-ray transmission

1. INTRODUÇÃO

O trabalho baseia-se na adaptação de um equipamento de mapeamento por fluorescência de raios X (SCRUGGD, 2000). Resumidamente, o feixe proveniente do tubo de raios X ioniza átomos da amostra, o que pode resultar na emissão de raios X característicos (AMPTEK, 2015) que, ao serem detectados indicam o tipo de átomo, pela energia, e sua concentração, que é proporcional à intensidade do sinal (AMPTEK, 2015, GONÇALVES, 2017). Ao fazer esta medida ponto a ponto ao longo de toda a amostra, é criado um mapeamento.

A adaptação realizada baseia-se na possibilidade de que a criação dos raios X característicos aconteça não na amostra, mas em uma base localizada logo abaixo dela. Nesta situação, estes fótons de raios X característicos precisariam atravessar a amostra para chegar até o detector, sendo atenuados conforme sua composição e geometria. A figura 1A ilustra a geração dos raios X característicos na amostra e a figura 1B, na base.

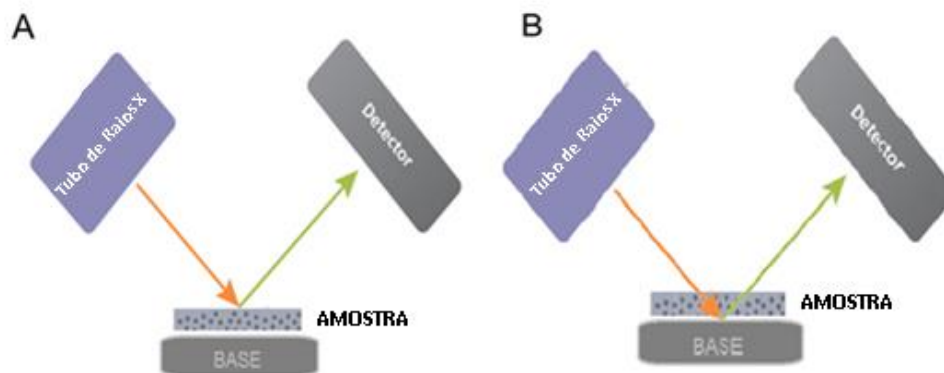


Figura 1:Diferença entre a medida de fluorescência de raios X: (A) na amostra e (B) na base(B).

Escolhendo-se bases com determinados materiais (por exemplo, metais), o espectro de energia dos raios X característicos seria composto por um ou mais picos com energias bem definidas (OMAR, 2017), podendo ser tratado, com boa aproximação, a feixe de fótons com energias discretas. Ao detectar este sinal, após atravessar a amostra, caracterizando sua intensidade e energia, faz-se uma medida de transmitância ao longo desta amostra, o que pode ser usado para o cálculo de diferentes propriedades (STEPAN, 1997; HUANG, 2019). Neste sentido, o equipamento, apesar de não ser construído para este fim, pode ser usado para o mapeamento destas propriedades ao longo da área da amostra.

Mas, pela disposição dos componentes, o feixe primário precisa atravessar amostra para chegar à base (figura 1B) para, em seguida, os raios X característicos resultantes também atravessarem a amostra e chegar ao detector. Isso causa um problema de dupla atenuação que resulta em duas imagens sobrepostas no resultado. Esses resultados têm características de imagens com um defeito conhecido como *ghosting*, que pode ser entendido como a sobreposição duas imagens iguais, mas deslocadas por alguns pixels, como mostra a figura (2).

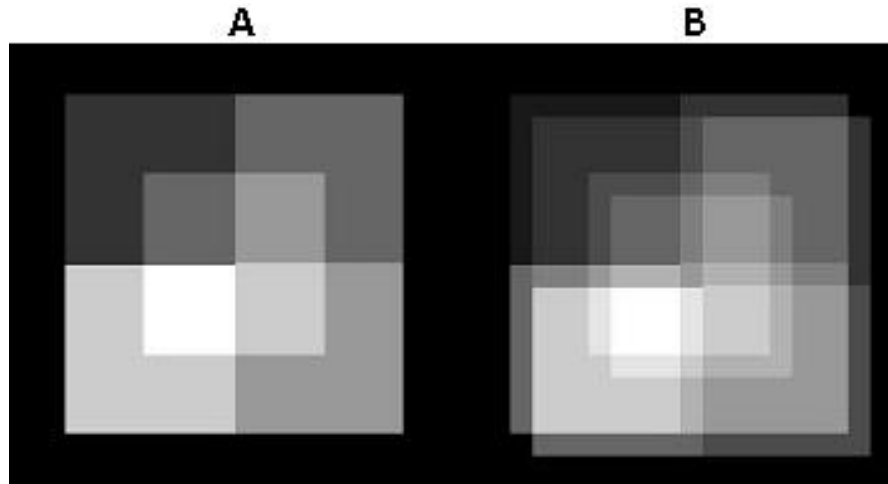


Figura (2): exemplo de imagem sem (A) e com (B) *ghosting*.

O objetivo deste trabalho é encontrar um procedimento matemático que remova este defeito de forma a encontrar a imagem otimizada. Para isto, imagens foram artificialmente geradas e acrescentadas de *ghosting* de forma a treinar um procedimento computacional quanto a atuação em remover o defeito. O processo é um algoritmo genético (ALAN, 2020) rudimentar, construído especificamente para este problema, e que chegou a conclusões satisfatórias.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

Neste trabalho, a imagem I com *ghosting* é considerada como o resultado da convolução bidimensional de uma imagem original I_0 por uma matriz de convolução K .

$$I = I_0 * K \quad (1)$$

Desta forma, para fazer o processo inverso, a deconvolução, e a partir de I , achar I_0 , é necessário conhecer K . O método de deconvolução bidimensional usado foi o método de Wiener. (GONZALEZ, 2003; OCTAVE FORGE, 2020)

Utilizou-se uma pequena rotina computacional para criar inúmeras imagens aleatórias, artificialmente acrescentadas de *ghosting*, muito similar ao identificado nos dados originais, para treinar um algoritmo genético elementar para achar a matriz K

2.1. “Ghosting” Artificial

Imagens artificiais foram criadas a partir da escolha aleatória de pixels para serem preenchidas com cores também aleatórias. Para variar algumas características geométricas sem muito custo computacional, os pixels pintados ocuparam formas retangulares (figura 3A).

Para criar uma imagem deslocada I_d a partir da imagem original I_0 , bastou fazer com que cada pixel desta nova $I_d(L,C)$ na linha L e coluna C fosse igual a um pixel da imagem antiga mais um deslocamento

$$I_d(L,C) = I_0(L+\Delta L,C+\Delta C) \quad (2)$$

Onde os valores de ΔL e ΔC são os deslocamentos horizontal e lateral da imagem.

A imagem com o fantasma I é a junção da imagem original I_0 com a imagem deslocada I_d (figura 3B). Essa junção pode obedecer a qualquer função matemática entre os valores de cada pixel de I_0 e I_d . Foi construída uma função que simule de forma mais real o comportamento da atenuação do feixe de radiação.

$$I(L,C) = f(I_0(L,C), I_d(L,C)) \quad (3)$$

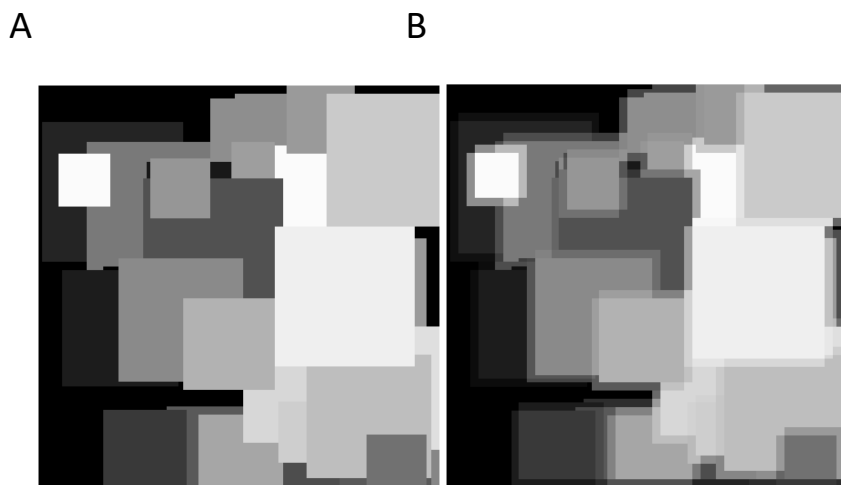


Figura 3: Exemplo de imagem criada artificialmente.

A atenuação de um feixe de radiação obedece à lei:

$$A = A_0 \exp(-\mu x) \quad (4)$$

Onde A e A_0 são as intensidades final e inicial do feixe, μ é o coeficiente de atenuação e x a espessura do material atravessado. Considerando as imagens trabalhadas, sem inversão da escala, existe uma proporção inversa entre o feixe a intensidade incidente no detector e o valor do pixel, assim, quanto maior a intensidade do feixe em um determinado ponto, menor o valor do pixel e mais próximo do preto (zero) a cor daquele pixel será. Para o tratamento das imagens em questão, foi usada uma função com os valores inversos da expressão (4)

$$A = 1 - A_0 \exp(-\mu x) \quad (5)$$

Assim, cada pixel tem valor diretamente proporcional a A .

A intensidade inicial do feixe de raios X característicos é proporcional a intensidade final do feixe primário. Cada um deles tem um coeficiente de atenuação efetivo.

$$A = 1 - A_0 \exp(-\mu_1 x_1) \exp(-\mu_2 x_2) \quad (6)$$

Onde x_1 e x_2 são as espessuras dos pontos da amostra com coeficientes efetivos μ_1 e μ_2 , atravessadas pelos feixes primários e raios X característicos, respectivamente.

Para normalizar a imagem entre 0 e 1 (totalmente preto e totalmente branco), considerou-se que A_0 seja igual a 1. Para o caso da expressão (3), considerando que o feixe primário e os raios X característicos são proporcionais e tem coeficientes de atenuação diferentes, mas que o valor efetivo destes não sofra variação considerável ao longo da amostra

$$I(L,C) = 1 - \exp[-\mu_1 I_0(L,C) - \mu_2 I_d(L,C)] \quad (7)$$

A equação (7) mostra como os valores de pixel da imagem I_0 e I_d são usadas para calcular os valores da imagem artificial com *ghosting* I, no pixel da linha L e coluna C.

2.2. Simulação computacional

2.2.1. Algoritmo genético

No problema tratado, a matriz K, inicialmente com o mesmo tamanho de I e I_0 , foi tratada como um código genético. O valor de cada elemento dessa matriz é uma unidade genética (gene). Cada candidato à Matriz K otimizada é tratado, pelo algoritmo, como um indivíduo. O algoritmo, que é uma forma rudimentar de algoritmo genético, criou mutações nesses indivíduos, usou os genes dos indivíduos pais para criar os filhos e fez a seleção artificial, favorecendo os mais aptos a convoluir da maneira desejada. As imagens artificiais I_0 , assim como suas equivalentes com I, com o *ghosting*, são usadas no processo de classificação quanto à eficiência. Neste trabalho, cada geração foi composta por 100 indivíduos, arranjados em uma tabela 10x10 (figura 3A). Cada um destes indivíduos é testado quanto a sua capacidade de encontrar a imagem I a partir da imagem I_0 , pelo processo de convolução. Os 10 melhores indivíduos são selecionados para construir a nova geração (Figura 3B), misturando seus genes, par a par, (figura 3C), num processo rudimentar de *crossing over*. A nova geração também sofre pequenas mutações genéticas em relação à anterior.

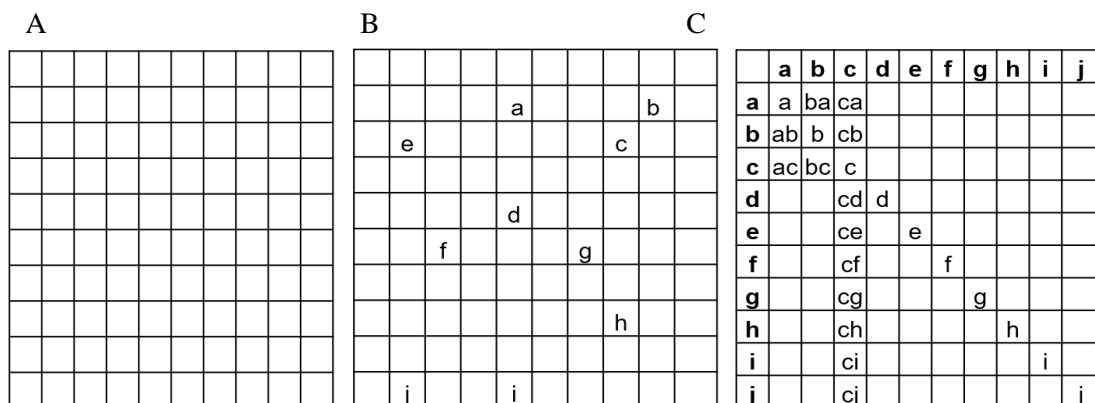


Figura 4: De uma população de 10x10 indivíduos (A) os dez melhores são selecionados (B) para se recombinarem e criarem a próxima geração (C).

2.2.2. Seleção artificial

Para que houvesse a seleção dos indivíduos mais adaptados ao propósito de criar o *ghosting*, foi necessário comparar a imagem I_r resultante da convolução de cada indivíduo com a imagem artificial original I_d (artificial, acrescida deste defeito). Essa comparação exigiu que as imagens estivessem na mesma escala de tamanho e de profundidade. A escala de tamanho aconteceu forma natural, delimitada pelas dimensões definidas das matrizes. A garantia da escala de profundidade foi feita pelo janelamento dos valores da imagem. Este janelamento foi realizado com o objetivo de garantir que os valores de pixel das duas imagens tenham a mesma média e o mesmo desvio padrão. Para isso:

$$I_c(L, C) = Média(I_d) + [I_r(L, C) - Média(I_r)] \frac{DesvPad(I_d)}{DesvPad(I_r)} \quad (8)$$

Onde $I_c(L, C)$ e $I_r(L, C)$ são os valores dos pixels da linha L e coluna C das imagens corrigidas e calculadas, respectivamente.

Garantidas as condições de igualdade entre as imagens, a comparação entre elas foi feita pela subtração simples entre uma e a outra. A média do módulo de cada pixel na matriz resultante dessa subtração foi o valor padrão que quantificou a qualidade do processo matemático (ou a adaptação do indivíduo), sendo assim, os indivíduos que resultaram nas menores médias foram escolhidos para construir a próxima geração.

2.2.3. Crossing Over e a próxima geração.

Crossing over, dentro do presente trabalho, consistiu em cruzar os genes de dois indivíduos, aleatoriamente escolhidos, para gerar um novo e potencialmente mais apto para a convolução, criando assim um “filho” desses dois indivíduos. Considerando cada indivíduo como uma matriz k, Para cada posição dessa matriz foi feito um sorteio com 50% de chances de o valor ser herdado da matriz de um dos pais ou do outro. Após o *crossing over*, foram acrescentadas pequenas mudanças aleatórias no código desses filhos. Essas mudanças foram feitas sorteando a posição da matriz e um pequeno valor a ser incrementado e/ou subtraído. Obteve-se assim, a nova geração composta por indivíduos teoricamente mais aptos que a anterior.

2.3. Aquisição de dados e implementação do algoritmo

Os dados foram adquiridos em um equipamento Bruker M4 Tornado (BRUKER NANO GMBH, 2013), usando um filme radiográfico como amostra e uma placa de aço inoxidável como base. A posição da amostra e da base foi de tal maneira que o ponto de convergência entre a direção do detector e tubo de raios X ficou na base, através da amostra (figura 1B). O filme radiográfico foi usado por ser regular, plano, fino, ser constituído de dois materiais muito diferentes (prata e polietileno) e pela quantidade de dados acessíveis devido a estudos anteriores. Escolheu-se a base de aço pela facilidade de encontrar este material e pela alta intensidade do pico de ferro, elemento com energia característica dentro dos parâmetros necessários para otimizar os testes de tratamento da imagem. A base foi excitada por um feixe de raios X com tensão de 50 kV e o mapeamento foi realizado com um passo de 25 μm e *spotsize*

de 25 μ m. O mapa resultante foi convertido em imagem em escala de cinza com formato TIFF sem compressão.

O processamento do algoritmo genético para achar a matriz K foi feito considerando-se diversas razões μ_1/μ_2 , e escolhendo visualmente qual o valor obtém o melhor resultado ao tratar os dados adquiridos experimentalmente. Os valores utilizados foram: 0,16 e 0,83; 0,2 e 0,8; 0,25 e 0,75; 0,33 e 0,66. As simulações foram construídas e executadas na linguagem Octave (EATON, 2020). O deslocamento da imagem simulada para o fantasma foi de 14 pixels (a mesma encontrada nas imagens provenientes do equipamento), tanto para linha como para coluna. Foram simuladas 1300 gerações; em cada geração os testes de eficiência e classificação de cada indivíduos considerou 100 imagens aleatoriamente criadas. A eficiência de cada indivíduo para cada imagem foi calculada como

$$1 - \text{diff} \quad (9)$$

Onde diff é a média do valor absoluto da diferença entre a imagem original e a simulada. A eficiência total de cada indivíduo é a soma das eficiências para cada uma das 100 imagens aleatoriamente criadas. A matriz K foi simulada com tamanho igual a 29x29 pixels (2 vezes o deslocamento do fantasma mais uma unidade). A simulação foi processada num computador Avel i7 com 16GB de RAM.

3. RESULTADOS

3.1. Matrizes obtidas e suas características.

Na figura 5 é possível ver uma certa convergência dos valores das simulações para pelo menos 95% de eficiência. Isso significa que a convolução se estabiliza criando imagens cujos valores dos pixels tem uma variação máxima de 5% em relação à imagem desejada.

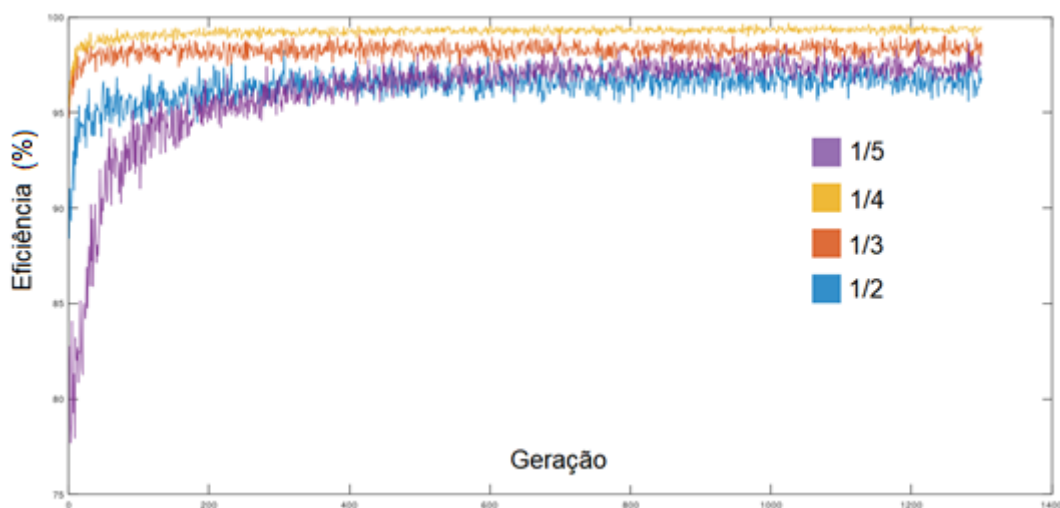


Figura 5: Eficiência do melhor indivíduo ao longo as 1300 gerações simuladas. A eficiência mínima no resultado é de 95% para o caso da relação 1/2 entre μ_1/μ_2

A matriz de convolução K aparenta diversos valores próximos de zero, e dois elementos com valores elevados. Como são matrizes grandes, são mostradas graficamente na figura 6, onde a dimensão z mostra o valor do elemento disposto na posição (x,y).

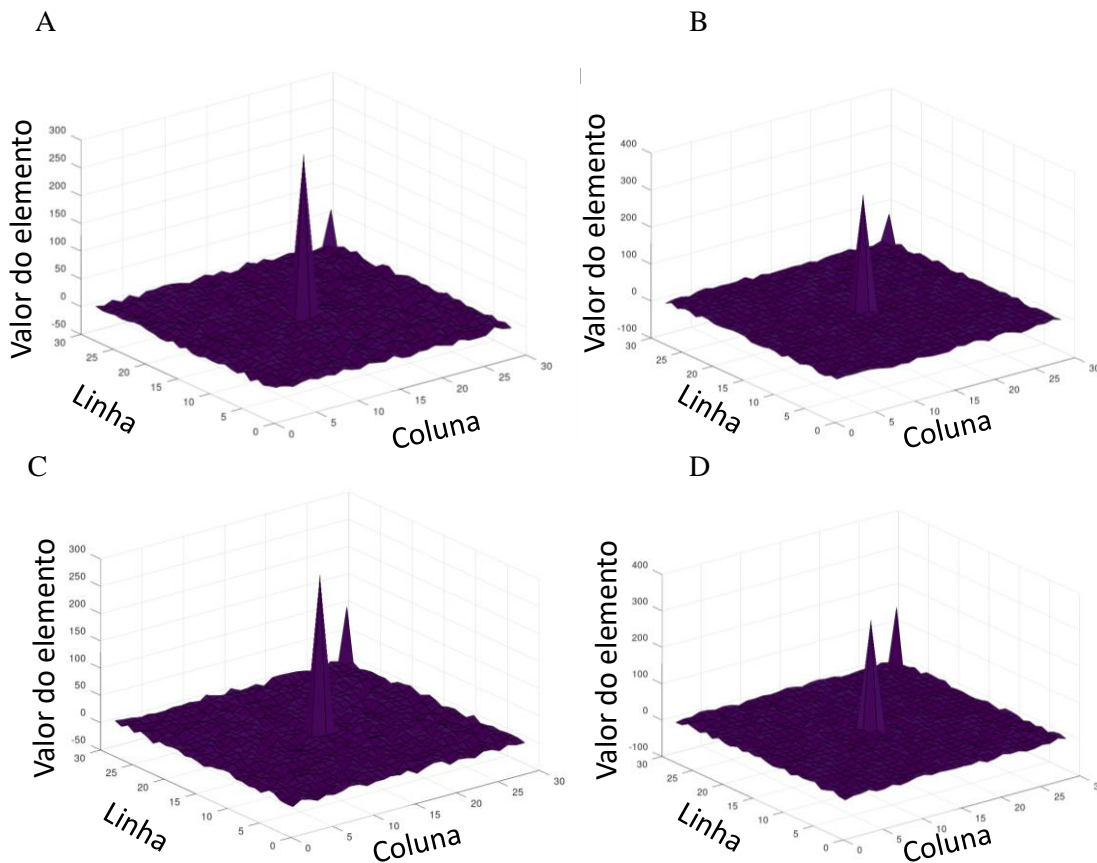


Figura 6: Demonstração gráfica da matriz K para μ_1/μ_2 de (A) 1/5, (B) 1/4, (C) 1/3 e (D) 1/2

A distância entre os picos é a mesma da imagem para o defeito *ghosting*, o que, em uma matriz de zeros, significa que o algoritmo genético escolheu a solução trivial para o problema. Isso por que se a equação (7) for expandida em série e considerada somente em sua primeira ordem, ela fica:

$$I(L,C) = \mu_1 I_0(L,C) + \mu_2 I_d(L,C) \quad (10)$$

Isso pode ser reafirmado porque existe uma correlação direta e forte entre μ_1/μ_2 e a intensidade desses picos na matriz.

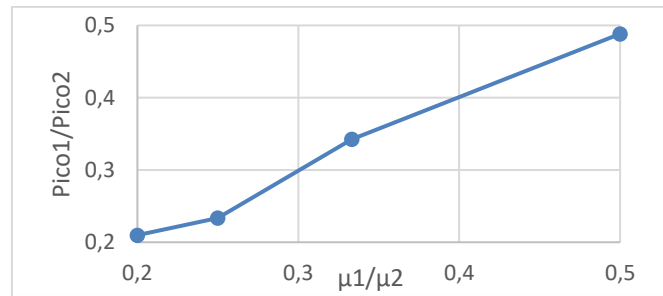


Figura 7: Correlação entre a altura das células. A regressão retorna $Y = 0,9616 X + 0,01$, onde Y é a razão entre os picos e X a razão entre os coeficientes de atenuação

3.2. Generalização das características das matrizes e aplicação em casos reais.

A matriz K encontrada em cada uma das situações apresenta quase todos os elementos iguais a zero, com a exceção de dois deles. Considerando a equação 10, é possível entender que o pico central cria a “cópia” da imagem original o pico deslocado cria a mesma imagem, mas deslocada. Na prática esse é um resultado trivial e possibilita um tratamento de dados também trivial e de fácil generalização: para desfazer o defeito *ghosting* criado pelo segundo pico, bastaria fazer a convolução invertendo o valor desse pico. Isso teria o efeito contrário, removendo a imagem fantasma. A única informação necessária para o ajuste deste procedimento é ter conhecimento da razão entre os coeficientes efetivos μ_1/μ_2 , e que esta razão seja aproximadamente constante. O resultado da imagem feita pelo mapeamento do elemento ferro pode ser visto na figura 8. Neste caso, variou-se μ_1/μ_2 manualmente, observando o resultado, e chegando a uma situação ótima visualmente. Esta situação aconteceu na razão de 1/5.

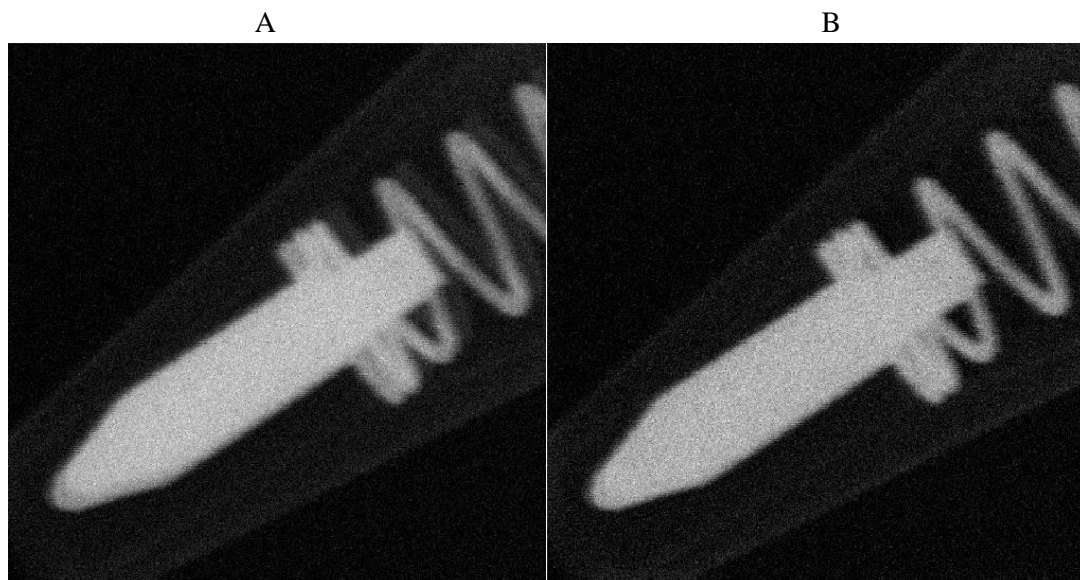


Figura 8: Imagem obtida na metodologia adaptada no equipamento, com o defeito *ghosting* característico (A) e imagem processada, após a remoção deste defeito (B).

Entender a lógica da matriz K pode ser importante para contornar possíveis efeitos colaterais da convolução da matriz de correção. Isto porque o pico invertido corrigiria o fantasma acrescentando um fantasma “negativo”. Este procedimento pode causar um efeito colateral. No caso usado, as imagens parecem ter ruído o suficiente para esconder este efeito colateral. Caso necessário, a correção deste defeito pode ser um terceiro pico, invertido em relação ao seguinte de forma a corrigir a subtração exacerbada do pico negativo. A matriz para considerar esta correção, aqui chamada de segunda ordem, pode ser vista na figura 9:

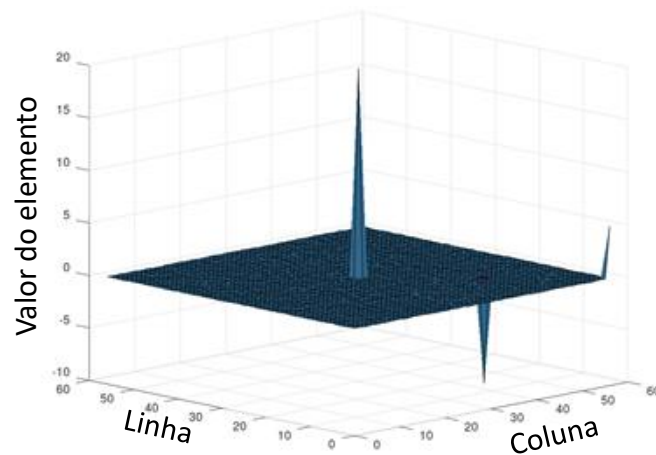


Figura 9: Demonstração gráfica da matriz K com correção de segunda ordem.

É possível também fazer a deconvolução usando a matriz K encontrada (figura 10). Neste caso, usou-se o método de Wiener (GONZALEZ, 2003; OCTAVE FORGE, 2020), para fazer a operação inversa da equação 1:

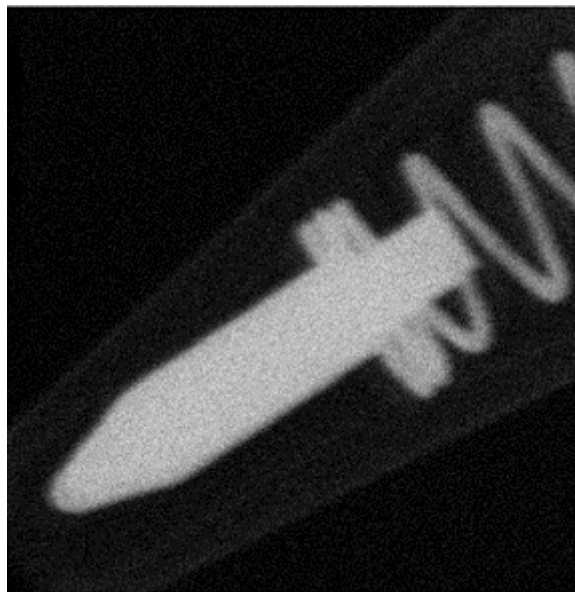


Figura 10: Imagem tratada usando a matriz K (figura 8A) e o método de deconvolução de Wiener.

4. CONCLUSÕES

A restauração da imagem em questão foi obtida com êxito. O entendimento das propriedades da matriz K possibilitam a aplicação, dentro do problema estudado, a todos os casos em que este tipo de defeito apareça na imagem. É possível, a partir deste ponto, estudar os limites da aplicação dos resultados encontrados. A justificativa matemática proposta neste trabalho leva em consideração que os valores efetivos dos coeficientes de atenuação ou, pelo menos a razão entre estes, seja aproximadamente constante ao longo de toda a amostra.

O padrão de algoritmo genético escrito neste trabalho funcionou conforme o esperado. Embora o resultado do trabalho tenha sido o mais trivial possível, mostra uma aproximação matemática de primeira ordem na equação (7), com resultados satisfatórios se considerarmos a imagem final. É possível que o um maior refinamento da simulação chegue em resultados melhores, com uma matriz mais complexa e considerando um termo de segunda ordem ou até de terceira ordem, mas a simulação efetuada obteve êxito na sua proposta.

O padrão simples encontrado na matriz K foi interessante pela facilidade em adaptá-lo para as mais diversas condições. Não foi necessário usar o caminho apontado pela equação 1 para achar a imagem corrigida. A versão do GNU Octave usada só disponibiliza um método de deconvolução em duas dimensões, o método de Wiener (GONZALEZ, 2003; OCTAVE FORGE, 2020). O resultado usando este método seria similar ao encontrado, como mostra a figura 10.

No entanto, é necessário considerar que a imagem com o defeito tem perdas de informação. E que esta perda pode não ser completamente restaurada no processo de tratamento. Isso, na prática, poderia ser percebido como um efeito colateral da correção linear, criando um “fantasma negativo”, ou seja, o mesmo defeito com inversão de escala. Isto seria visível principalmente onde a razão μ_1/μ_2 fosse muito próxima de 1. Nestes casos seria necessário um terceiro pico, usado para amenizar os exageros da correção provocada pelo segundo pico. Pela lógica, a razão entre os valores dele e do segundo seria a mesma lógica da razão entre o segundo e o primeiro. Por exemplo, se μ_1/μ_2 fosse igual a 0,5, o valor dos picos (com sinal alternado), seria 1, 0,5 e 0,25, assim como a distância entre eles. Isto pode ser exemplificado na figura 9. Na proporção encontrada no problema, e devido ao ruído da imagem tratada, esta correção, para o caso tratado, se mostrou desnecessária.

RERECENCIAS

ALAM, T; QAMAR, S; DIXIT, A; BENAIDA, M. Genetic Algorithm: Reviews, Implementations, and Applications, **International Journal of Engineering Pedagogy**, Preprints, 2020.

AMPTEK. X-Ray Fluorescence (XRF): Understanding characteristic x-rays. **AMETEK Inc.**, 2015. 6 p. Disponível em: <http://amptek.com/pdf/characteristic_xrays.pdf>. Acesso em: 19 Jul. 2020.

BRUKER NANO GMBH. M4 Tornado User Manual. Berlim: Bruker Nano GmbH, 2013, 165p.

EATON, J.W; BATEMAN, D; HAUBERG,S; WEHBRING, R. GNU Octave version 5.2.0 manual: a high-level interactive language for numerical computations. Disponível em <<https://www.gnu.org/software/octave/doc/v5.2.0/>> Acesso em 22 de out. 2020

GONÇALVES, E.A.S; OLIVEIRA, D.F; ANJOS, M.J; ASSIS, J.T; OLIVEIRA, L.F; LOPES, R.T. Visualization method for radiographic films through silver intensity mapping using X-ray fluorescence. **X-ray spectrometry**, v. 46, p. 136-141, 2017.

HUANG, S; WANG, X; CHEN, Y; XU, J; TANG, T; MU, B. Modeling and quantitative analysis of X-ray transmission and backscatter imaging aimed at security inspection, **Optics express**, V27, n. 2, p.337-349, 2019.

OCTAVE FORGE. Function reference: deconvnr. Octave Forge Community, 2020. Disponível em <<https://octave.sourceforge.io/image/function/deconvnr.html>>. Acessado em 22 de out. 2020

OMAR, D. The analysis of copper-iron metallic mixture by means of XRD and XRF. **International Letters of Chemistry, Physics and Astronomy**, v.64, p.130-134. 2017.

GONZALEZ, R.; WOODS, R; EDDINS, S. Digital Image Processing Using Matlab. Prentice Hall, 2003

SCRUGGD,B; HASCHKE, M; HERCZEG, L; NICOLOSI, J. XRF mapping: new tools for distribution analysis. **Advances in X-ray analysis**, v42, 19-25, 2000.

STEPHAN, K; HIRSCHINGER, M; MAIER, H; FRISKE, D. Characterization of thin films by X-ray transmission measurements. **Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A**, v.397, n.1, p.150-158, 1997.