



UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE
CENTRO TECNOLÓGICO
ESCOLA DE ENGENHARIA INDUSTRIAL METALÚRGICA DE VOLTA REDONDA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA METALÚRGICA

TESE DE DOUTORADO

**ANÁLISE DE SUPERFÍCIES METÁLICAS VIA
PADRÕES DE SPECKLE**

Aluna: Marina Ribeiro Barros Dias
Orientador: Prof. D. Sc. Ladário da Silva

VOLTA REDONDA - RJ

2019

Marina Ribeiro Barros Dias

Análise de superfícies metálicas via padrões de speckle

Tese apresentada ao curso de Pós-Graduação em Engenharia Metalúrgica da Universidade Federal Fluminense como requisito para obtenção do grau de Doutor em Engenharia Metalúrgica. Área de concentração: Simulação de Processos e Fenômenos

Universidade Federal Fluminense – UFF

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Metalúrgica

Orientador: Ladário da Silva

Volta Redonda

2019

Ficha catalográfica automática - SDC/BEM
Gerada com informações fornecidas pelo autor

D541a Dias, Marina Ribeiro Barros
Análise de superfícies metálicas via padrões de speckle /
Marina Ribeiro Barros Dias ; Ladário Da Silva, orientador.
Volta Redonda, 2019.
161 p. : il.

Tese (doutorado)-Universidade Federal Fluminense, Volta
Redonda, 2019.

DOI: <http://dx.doi.org/10.22409/PPGEM.2019.d.22407538897>

1. Padrões de Speckle. 2. Imagens digitais. 3. Superfícies
metálicas. 4. Rugosidade. 5. Produção intelectual. I. Da
Silva, Ladário, orientador. II. Universidade Federal
Fluminense. Escola de Engenharia Industrial e Metalúrgica de
Volta Redonda. III. Título.

CDD -

Marina Ribeiro Barros Dias

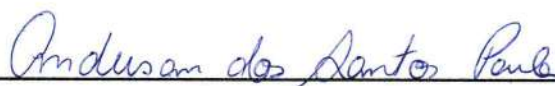
Análise de superfícies metálicas via padrões de speckle

Tese apresentada ao curso de Pós-Graduação em Engenharia Metalúrgica da Universidade Federal Fluminense como requisito para obtenção do grau de Doutor em Engenharia Metalúrgica. Área de concentração: Simulação de Processos e Fenômenos

Trabalho aprovado em Volta Redonda, 15 de fevereiro de 2019.



Prof. Ladário da Silva, D.Sc.
UFF - Universidade Federal Fluminense



Prof.ª Anderson dos Santos Paula, D.Sc.
IME - Instituto Militar de Engenharia



Prof. Carlos Vítor de Alencar Carvalho, D.Sc.
UEZO - Centro Universitário da Zona Oeste



Prof. Wesley Luis da Silva Assis, D.Sc.
UFF - Universidade Federal Fluminense



Prof. Gláucio Soares da Fonseca, D.Sc.
UFF - Universidade Federal Fluminense

Volta Redonda
2019

*Esta tese é dedicada aos meus pais,
por todo amor e apoio incondicional ao longo desta jornada.*

Agradecimentos

Este trabalho foi concluído com muito esforço pessoal, mas também com muita ajuda. Muitas vezes, não é possível expressar toda a gratidão que se tem por alguém com palavras. Este é o caso do meu orientador, Ladário da Silva, que se comprometeu comigo neste projeto, e me orientou de forma impecável, sempre com paciência e gentileza. Mais que meu orientador e colega, o tenho hoje como um amigo. Muito obrigada.

Agradeço também ao professor José Augusto de Oliveira Huguenin, que atuou como meu coorientador, sem mesmo sê-lo oficialmente. Seu conhecimento e suas opiniões foram enriquecedoras para este trabalho. Agradeço ainda ao professor Wagner Franklin Balthazar, por toda instrução na montagem dos experimentos de óptica e à professora Silvânia Alves de Carvalho, que de colega passou a ser amiga, por toda ajuda, todo apoio e toda “pausa para o café”, que proporcionaram momentos de importantes discussões e boas risadas.

Aos técnicos do Laboratório Didático de Física, do Instituto de Ciências Exatas (ICEEx), Gerson Chaves de Almeida, Rogério Carvalho de Faria, Franklin Conceição de Barros e Luiz Fernando da Rocha Costa, pela ajuda com a parte experimental do trabalho.

Aos alunos Daniel Dornelas e Clarissa de Paula Dias, e ao ex-aluno Alessandro Oliveira de Castro Junior, pela ajuda na realização dos experimentos e algoritmos.

Ao Departamento de Matemática pela liberação para meu afastamento, ao Instituto de Ciências Exatas e coordenadores do Laboratório de Óptica (LO) e do Laboratório Multiusuários de Caracterização de Materiais (LMCM), que me permitiram fazer uso dos equipamentos para a realização deste estudo e ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Metalúrgica de Volta Redonda (PPGEM-UFF).

Às agências de fomento FINEP, FAPERJ, CAPES e CNPq e PROPPI-UFF pelo apoio financeiro.

Aos professores e amigos Carlos Henrique Pereira do Nascimento, Rosemary Miguel Pires e Denise de Castro Bertagnolli pela amizade.

Ao meu marido, Alexandre de Faria Nogueira Junior, pela paciência e carinho com que suportou esses últimos anos. Aos meus pais, Maria Angela Rodrigues Ribeiro Dias e Custódio Santuci Barros Dias, meu eterno agradecimento pelo apoio nos momentos mais difíceis.

Agradeço, por fim, a todos que direta ou indiretamente contribuíram para a finalização desta tese. Muito obrigada.

Resumo

Esta tese foi desenvolvida para analisar superfícies metálicas através da imagem digital dos padrões de speckle. Os padrões de speckle são ferramentas poderosas para revelar informações sobre superfícies, e são facilmente visíveis quando as mesmas são iluminadas por um laser. A imagem gerada pelos padrões de speckle pode ser capturada por uma câmera CCD, obtendo, portanto, uma imagem digital dos padrões de speckle que, geralmente codificada em 8-bits, pode ser tratada como uma matriz. Nesta análise, foram propostos novos parâmetros para investigar as imagens digitais de padrões de speckle, a fim de propor novas formas de detecção de variações de rugosidade, defeitos de amostras em movimento e ainda medir indiretamente a rugosidade de superfícies metálicas em repouso. Os parâmetros propostos são a dimensão fractal, a lacunaridade e o limiar obtido pela segmentação de imagem usando a entropia de Tsallis. Esses parâmetros são oriundos de áreas como a matemática, a computação e a física, e, de forma geral, são utilizados para a caracterização de diferentes propriedades de conjuntos. Investigou-se também o comportamento de alguns desses parâmetros considerando variações de temperatura da superfície analisada. Tal aspecto é relevante, uma vez que, comumente, as medidas de rugosidade em laboratório são feitas à temperatura ambiente, mas o monitoramento *in situ* pode ser realizado em outra temperatura em uma linha de produção de uma indústria metalúrgica, por exemplo. Nesse estudo evidenciou-se que a lacunaridade é capaz de detectar mudanças de rugosidade em superfícies metálicas em repouso e em movimento. A lacunaridade mostrou-se particularmente sensível à variação de rugosidade da superfície. Mostrou-se também que a dimensão fractal é o parâmetro mais adequado para se monitorar rugosidade quando o controle de temperatura da amostra a ser monitorada não é eficaz. Identificou-se também que o limiar ótimo, obtido pela segmentação por entropia de Tsallis, é capaz de identificar variações de rugosidade de uma peça em movimento, sendo importante para se detectar defeitos em uma linha de produção. Esses resultados, ainda que provas de princípio, sugerem fortemente a concepção de novos processos para medidas de rugosidade e detecção de variação de rugosidade ou defeitos de superfícies metálicas em movimento.

Palavras-chave: Padrões de speckle. imagens digitais. superfícies metálicas. rugosidade.

Abstract

This work analyzes metallic surfaces via digital images of speckle patterns. Speckle patterns are powerful tools for revealing information about surfaces, especially when they are illuminated by laser. The generated speckle pattern can be captured by a CCD camera, which acquires a digital image that is treated as a matrix. In this analysis, new parameters obtained from the digital images of speckle patterns were investigated in order to propose new ways of detecting variations of roughness, defects in motion and indirectly measure the roughness of resting metallic surfaces. These parameters are the fractal dimension, the lacunarity and the threshold obtained by the Tsallis entropy. They come from areas such as mathematics, computation and physics, and are commonly used for the characterization of different set properties. It was also investigated the behaviour of some of these parameters considering the temperature variations. This aspect is important once the roughness measurements in laboratory are usually at room temperature, but monitor *in situ* can be performed at another temperature, for example, in a production line of a metallurgical industry. This study showed that lacunarity is capable of detecting changes in roughness on metallic surfaces at rest and in motion. It is particularly sensitive to the surfaces roughness variation. This work has also shown that fractal dimension is the most appropriate parameter for monitoring roughness when the temperature control of the monitored sample is not effective. The optimal threshold, obtained by the entropy segmentation of Tsallis, was identified as a parameter capable of recognize variations of roughness of a moving sample. It is an important result and can be apply in the detection of surfaces defects, in a production line. Although a proof of principle, these results suggest the design of new processes for roughness measurements and detection of variation of roughness or defects of moving metallic surfaces.

Keywords: Speckle patterns. digital images. metallic surfaces. roughness.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Perfil de uma superfície real.	30
Figura 2 – Linha média do perfil da superfície.	30
Figura 3 – Perfil de uma superfície rugosa e todos os elementos para o cálculo da rugosidade.	31
Figura 4 – Espalhamento da luz em superfície rugosa, com picos de rugosidade da mesma ordem do comprimento de luz λ	33
Figura 5 – Região de formação do speckle.	34
Figura 6 – Obtenção do padrão de speckle.	35
Figura 7 – Padrão de speckle gerado por uma superfície metálica sob iluminação de luz laser a um ângulo de incidência de 45°	36
Figura 8 – Exemplo das 5 primeiras iterações da curva de Hilbert.	38
Figura 9 – Exemplo de objeto com $D_S = 1$ dividido em 16 partes. $N = 16$; $r = 1/16$; $N \times r^1 = 1$	39
Figura 10 – Exemplo de objeto com $D_S = 2$ dividido em 36 partes. $N = 36$; $r = \sqrt{1/36} = 1/6$; $N \times r^2 = 1$	39
Figura 11 – Exemplo de objeto com $D_S = 3$ dividido em 27 partes. $N = 27$; $r = \sqrt[3]{1/27} = 1/3$; $N \times r^3 = 1$	40
Figura 12 – Ilustração para a construção das caixas no método DBC.	41
Figura 13 – Ajuste linear para encontrar D_g usando uma mesma orientação g , para diversas escalas (r).	42
Figura 14 – Exemplos de orientações para a subdivisão da malha em uma escala r	42
Figura 15 – Dimensão fractal em função da rugosidade R_a	43
Figura 16 – Figuras para ilustrar a lacunaridade. Da esquerda para a direita, as figuras apresentam menor homogeneidade, portanto, maior lacunaridade.	45
Figura 17 – Figuras anteriores, rotacionadas à um ângulo de 90°	45
Figura 18 – Ilustração do método Sliding Box para duas escalas distintas.	48
Figura 19 – Exemplo de imagem digital.	51
Figura 20 – Exemplo de histogramas de uma imagem em tom de cinza que pode ser segmentado por (a) um único limiar e (b) por múltiplos limiares.	53
Figura 21 – Histograma da Figura 19.	55
Figura 22 – Resultado da segmentação pelo método de Otsu da Figura 19.	55
Figura 23 – Espectro de EDS da amostra medida em repouso, usando 20KV.	60
Figura 24 – Sete amostras de alumínio comercial.	60
Figura 25 – Dimensões das amostras utilizadas em movimento	61
Figura 26 – Amostras utilizadas na pesquisa.	62
Figura 27 – Espectro de EDS da amostra, usando 20KV.	62

Figura 28 – Esquema da amostra, com suas dimensões.	63
Figura 29 – Conjunto com motor de passo, suporte e peça utilizados no experimento.	64
Figura 30 – Chapa aquecedora.	64
Figura 31 – Outros equipamentos para medição da temperatura.	65
Figura 32 – Autora no LMCM utilizando o Microscópio Confocal.	66
Figura 33 – Levantamentos topográficos das regiões da amostra A_1	67
Figura 34 – Perfil de duas faixas da amostra A_1	68
Figura 35 – Topografia da Amostra A_2 - faixa com maior variação de rugosidade.	69
Figura 36 – Perfil de faixas da amostra A_2	69
Figura 37 – Sensibilidade Espectral característica da câmera CCD utilizada.	69
Figura 38 – Montagem do experimento no Laboratório de Óptica.	72
Figura 39 – Esquema experimental do laser incidindo sobre a superfície em repouso.	72
Figura 40 – Esquema de Incidência do laser e captação das imagens com a peça em movimento.	73
Figura 41 – Ilustração do esquema experimental (região de incidência do laser com a amostra em movimento).	73
Figura 42 – Montagem completa do Experimento no Laboratório de Óptica do ICEX.	74
Figura 43 – Destaque para a haste que suspende a amostra e a fixação dos termopares.	74
Figura 44 – Configuração do experimento (esquema).	75
Figura 45 – Configuração do experimento (real).	76
Figura 46 – Programa de aquecimento da chapa (temperatura \times tempo).	76
Figura 47 – Dimensão Fractal em função da posição na amostra A_1 , com velocidade $v_1 = 0,23$ cm/s	78
Figura 48 – Dimensão Fractal em função da posição na amostra A_2 , com velocidade $v_1 = 0,23$ cm/s	78
Figura 49 – Dimensão Fractal em função da posição na amostra A_3 , com velocidade $v_1 = 0,23$ cm/s	79
Figura 50 – Dimensão Fractal em função da posição na amostra A_1 , com velocidade $v_2 = 0,33$ cm/s	80
Figura 51 – Dimensão Fractal em função da posição na amostra A_2 , com velocidade $v_2 = 0,33$ cm/s	81
Figura 52 – Dimensão Fractal em função da posição na amostra A_1 , com velocidade $v_1 = 0,23$ cm/s e experimento realizado sem lente convergente.	82
Figura 53 – Dimensão Fractal em função da posição na amostra A_2 , com velocidade $v_1 = 0,23$ cm/s e experimento realizado sem lente convergente.	82
Figura 54 – Padrões de speckle gerados (a) por laser verde e (b) por laser vermelho, das superfícies rugosas com diferentes rugosidades (R_a). A rugosidade R_a de cada imagem está ilustrada à esquerda.	85
Figura 55 – Lacunaridade Λ dos padrões de speckle em função da rugosidade $R_a(\mu m)$	86

Figura 56 – Lacunaridade Λ_{vd} do padrão de speckle como função da posição (iluminada pelo feixe de laser verde).	87
Figura 57 – Lacunaridade Λ_{vm} do padrão de speckle como função da posição (iluminada pelo feixe de laser vermelho).	88
Figura 58 – Comparação dos resultados obtidos com a amostra A_1 e com lasers verde e vermelho.	89
Figura 59 – Lacunaridade em função da posição na amostra A_2 , com laser verde.	89
Figura 60 – Lacunaridade em função da posição na amostra A_1 , com laser verde, calculada pelo método sliding box.	90
Figura 61 – Lacunaridade em função da posição da amostra A_1 com o uso dos métodos DBC e Sliding box.	91
Figura 62 – Temperatura em função do tempo, indicando o comportamento exponencial previsto pela lei de resfriamento de Newton	95
Figura 63 – Imagens do padrão de speckle selecionadas na Faixa 1 de temperatura.	96
Figura 64 – Valores da dimensão fractal em função da temperatura, para todas as imagens na faixa de temperatura entre 452,55 °C e 90,25 °C (em resfriamento).	96
Figura 65 – Valores da lacunaridade em função da temperatura, para todas as imagens na faixa de temperatura entre 452,55 °C e 90,25 °C (em resfriamento).	97
Figura 66 – Correlação entre imagens do speckle da Faixa 1, assumindo $\Delta T \approx 72$ °C entre cada imagem e a imagem de maior temperatura como referência.	98
Figura 67 – Imagens do padrão de speckle selecionadas na Faixa 2 de temperatura.	99
Figura 68 – Imagens do padrão de speckle selecionadas na Faixa 3 de temperatura.	100
Figura 69 – Comparação da correlação (eixo Y à direita) e da dimensão fractal (eixo Y à esquerda) como função da temperatura.	101
Figura 70 – Comparação da correlação (eixo Y à direita) e da lacunaridade (eixo Y à esquerda) como função da temperatura.	102
Figura 71 – Limiar ótimo como função da posição da amostra A_1 para diferentes valores de q . Parâmetros usados: laser verde, velocidade v_1 , com uso de lente convergente.	107
Figura 72 – Limiar ótimo como função da posição da amostra A_1 para diferentes valores de q . Parâmetros usados: laser verde, velocidade v_1 , sem uso de lente convergente.	108
Figura 73 – Limiar ótimo como função da posição da amostra A_1 para diferentes valores de q . Parâmetros usados: laser verde, velocidade v_2 , com uso de lente convergente.	109
Figura 74 – Limiar ótimo como função da posição da amostra A_1 para diferentes valores de q . Parâmetros usados: laser verde, velocidade v_2 , sem uso de lente convergente.	110

Figura 75 – Limiar ótimo como função da posição da amostra A_2 para diferentes valores de q . Parâmetros usados: laser verde, velocidade v_1 , sem uso de lente convergente.	111
Figura 76 – Limiar ótimo como função da posição da amostra A_2 para diferentes valores de q . Parâmetros usados: laser verde, velocidade v_2 , sem uso de lente convergente.	112
Figura 77 – Limiar ótimo como função da posição da amostra A_1 para diferentes valores de q . Parâmetros usados: laser verde, velocidade v_1 , sem uso de lente convergente.	113
Figura 78 – Limiar ótimo como função da posição da amostra A_1 para diferentes valores de q . Parâmetros usados: laser vermelho, velocidade v_1 , sem uso de lente convergente.	114
Figura 79 – Limiar ótimo como função da posição para $q = 0,9$ usando laser verde (t_{vd}) e vermelho (t_{vm}).	115
Figura 80 – Média do limiar ótimo de cada uma das regiões da amostra, usando laser verde e vermelho, para $q = 0,9$	116

Lista de tabelas

Tabela 1 – Valores da dimensão fractal (D), lacunaridade (Λ) e correlação (C) para imagens com temperaturas variando entre 452,55 °C e 90,25 °C (no resfriamento).	97
Tabela 2 – Valores da dimensão fractal (D), lacunaridade (Λ) e correlação (C) para imagens com temperaturas variando entre 50 °C e 40 °C (no resfriamento).	100
Tabela 3 – Valores da dimensão fractal (D), lacunaridade (Λ) e correlação (C) para imagens com temperaturas variando entre 452,55 °C e 427,35 °C (no resfriamento).	100
Tabela 4 – Valores de $R_d\%$ considerando os parâmetros e as faixas de temperatura analisadas.	101
Tabela 5 – Valores de $R_{dy}\%$ considerando os parâmetros analisados e cada faixa de temperatura.	102

Sumário

1	INTRODUÇÃO	21
2	OBJETIVOS	27
2.1	Objetivo Geral	27
2.2	Objetivos Específicos	27
3	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	29
3.1	Rugosidade	29
3.2	Padrões de Speckle	32
3.3	Grandezas Fractais	35
3.3.1	Dimensão Fractal	37
3.3.2	Lacunaridade	44
3.4	Coefficiente de Correlação	48
3.5	Processamento de imagens	49
3.5.1	Imagens digitais	50
3.5.2	Segmentação de imagens	51
3.6	A entropia de Tsallis e a segmentação entrópica	56
4	MATERIAIS E MÉTODOS	59
4.1	Materiais	59
4.1.1	Amostra para o experimento com amostra em repouso	59
4.1.2	Amostras utilizadas para o experimento em movimento	59
4.1.3	Amostra utilizada para o experimento com variação de temperatura	62
4.1.4	Motor para movimentação da amostra	63
4.1.5	Chapa aquecedora e outros equipamentos	63
4.2	Métodos	65
4.2.1	Microscopia Confocal	65
4.2.2	Captura das imagens do padrão do speckle	67
4.2.3	Processamento de Imagens	70
4.3	Experimentos	71
4.3.1	Experimento com a amostra em repouso, sem variação de temperatura.	71
4.3.2	Experimento com a amostra em movimento.	71
4.3.3	Experimento com a amostra em repouso e variação de temperatura	73

5	ESTUDO DE PARÂMETROS FRACTAIS EM IMAGENS DO PADRÃO DE SPECKLE PARA DETECÇÃO DE VARIAÇÃO DE RUGOSIDADE.	77
5.1	Análise da dimensão fractal de imagens do padrão de speckle de uma superfície em movimento.	77
5.1.1	Resultados e discussão	77
5.2	Análise da lacunaridade de imagens do padrão de speckle de uma superfície em repouso e em movimento	83
5.2.1	Resultados e discussão	84
5.3	Considerações finais deste estudo	91
6	EFEITO DA TEMPERATURA EM IMAGENS DIGITAIS DO PADRÃO DE SPECKLE GERADO POR SUPERFÍCIES METÁLICAS	93
6.1	Resultados e discussão	94
6.2	Considerações finais deste estudo	103
7	DETECÇÃO DE VARIAÇÃO DE RUGOSIDADE DE UMA SUPERFÍCIE METÁLICA EM MOVIMENTO USANDO A SEGMENTAÇÃO ENTRÓPICA DE TSALLIS	105
7.1	Resultados e discussão	106
7.2	Considerações finais deste estudo	115
8	CONCLUSÃO	117
9	TRABALHOS FUTUROS	119
9.1	Sugestões para Trabalhos Futuros	119
	REFERÊNCIAS	121
	APÊNDICES	127
	APÊNDICE A – ARTIGO PUBLICADO 1	129
	APÊNDICE B – ARTIGO PUBLICADO 2	139
	APÊNDICE C – ARTIGO SUBMETIDO	149

1 Introdução

O avanço da tecnologia e a facilidade de acesso aos computadores têm permitido o desenvolvimento de novos algoritmos para processamento de imagens, popularizando métodos numéricos usados em simulações e análises de dados. Esta mudança tornou possível a análise de imagens digitais, que pode ser aplicada em diversas áreas da ciência, como Geografia, Medicina, Ecologia e, principalmente, Engenharia. Nesta última, pode-se pensar em problemas que envolvem análise de superfícies, como por exemplo, setores de uma indústria responsáveis pelo controle de qualidade de um produto.

Para a realização de análises desse tipo faz-se necessária, habitualmente, a captura e posterior processamento de imagens das superfícies. O desenvolvimento de técnicas que auxiliam no tratamento de imagens digitais permite uma melhoria da análise de dados, tanto em quantidade (cada vez mais e maiores imagens podem ser tratadas) quanto em relação à sua eficiência (mais dados em menor tempo, minimizando o custo computacional). Além disso, a escolha de modelos matemáticos apropriados pode interferir na eficácia das análises de dados, o que torna necessário o conhecimento e o domínio dos diversos modelos existentes, a fim de se escolher o mais eficiente para cada situação.

Por exemplo, ao se tratar imagens digitais codificadas em 8-bits, visualizadas em 256 (2^8) tons de cinza, é possível representá-las por matrizes de tamanho $M \times N$, onde M e N representam as dimensões da imagem (GONZALES; WOODS, 2008). Nesse tipo de codificação, usando z-bits, comumente, as matrizes possuem todos os seus elementos em \mathbb{N} sendo 2^z o número máximo de tons de cinza. O tratamento de matrizes de dimensões altas requer conhecimento matemático e computacional, o que vai de encontro aos modelos atuais de câmeras com alta resolução. Dessa forma, é possível extrair, a partir das matrizes geradas, dados significativos para a determinação de parâmetros que possam identificar propriedades de uma determinada imagem ou mesmo de uma determinada região de interesse, representada pela imagem digital de uma superfície metálica, por exemplo.

Ainda no que se refere à análise de imagens digitais, um outro aspecto se destaca: a exploração de suas propriedades ligadas ao caráter estatístico, vinculado à fractalidade ou características fractais, como por exemplo a lacunaridade e a dimensão fractal (ZORPETTE, 1988; MELO, 2007). A complexidade de uma estrutura fractal, seja ela uma imagem ou não, é caracterizada inicialmente por sua dimensão fractal, que é maior do que a dimensão topológica (FEDER, 1988). A análise fractal nos permite inferir uma dimensão fractal a partir de um conjunto de dados, como por exemplo, uma imagem digital.

A dimensão fractal é um parâmetro relevante no sentido de identificar, por exemplo, propriedades de uma superfície através de sua imagem digital (CORRÊA et al., 2013). Em

seus trabalhos, Pentland (1984, 1986) percebeu que a modelagem fractal de superfícies tridimensionais pode ser usada para obter informações sobre sua forma e para distinguir entre regiões de texturas lisas ou rugosas. Essa abordagem também é usada para segmentação de imagens em Rigaut (1988).

A lacunaridade também se mostra bastante eficiente na análise de texturas de imagens (DONG, 2000; MYNT; MESEV; LAM, 2006), sendo utilizada para identificar padrões na imagem digital. Enquanto a dimensão fractal identifica a quantidade de espaço ocupado, a lacunaridade mede como esse espaço é ocupado. De qualquer modo, elas caracterizam, em algum sentido, a superfície analisada.

Caracterizar uma superfície consiste em “descrever os aspectos de composição e estrutura (incluindo defeitos) dos materiais, dentro de um contexto de relevância para um processo, produto ou propriedade em particular” (NATIONAL RESEARCH COUNCIL - USA, 1967). Medir a rugosidade de uma superfície consiste numa tentativa de calcular suas imperfeições, sejam elas causadas por uso contínuo, por desgaste natural, ou pelo próprio processo de fabricação no qual a superfície foi gerada. Propor métodos para medir tais imperfeições pode auxiliar, por exemplo, o setor industrial, onde é preciso estabelecer o desgaste de uma peça ou realizar o controle de qualidade de um produto.

Segundo Paiva Junior e Muratsumo (2004), a maneira mais completa de se fazer uma descrição das características de relevo das superfícies de materiais inclui a apresentação de imagens desta superfície ampliadas de modo a permitir a visualização de suas irregularidades. Para a realização de tal medição, alguns inconvenientes podem surgir no caminho: pequena área de cobertura (principalmente quando o aumento necessário é muito grande), custo elevado dos equipamentos, necessidade de condições especiais do ambiente e/ou da peça. Se a descrição do relevo usar uma peça que faça contato com a superfície, há ainda risco de danos à superfície examinada após a análise, o que pode particularmente ocorrer quando se emprega um rugosímetro de contato.

Com o objetivo de driblar tais problemas, novas técnicas para se calcular parâmetros de rugosidade vêm sendo desenvolvidas e têm como resultado final índices numéricos que procuram expressar de forma mais prática e quantitativa a rugosidade de uma superfície. Estes novos métodos podem ser classificados como métodos indiretos e fazem uso de recursos computacionais e ópticos para analisar uma imagem digital obtida a partir da superfície. Entre as vantagens destes métodos estão o fato de que não é preciso manter contato com a superfície a ser examinada (portanto, a mesma não é danificada); o baixo custo relativo, pois as ferramentas utilizadas não requerem grandes investimentos, quando comparadas aos rugosímetros de bancada e microscópios confocal, e a possibilidade de utilização em campo, pois computadores, emissores de laser e câmeras podem ser empregados em ambientes comuns na indústria ou qualquer outro segmento.

Outro aspecto a ser considerado é que a óptica tem sido largamente utilizada

para caracterizar superfícies rugosas, principalmente porque uma alta precisão pode ser alcançada e medidas sem contato podem ser feitas. Essa é a ideia ao se usar rugosímetros ópticos e microscópios confocal.

Padrões de speckle (GOODMAN, 1976) gerados pela dispersão de luz coerente de uma superfície metálica têm sido explorados em distintas aproximações para determinar a rugosidade de uma superfície. Entre as várias técnicas que usam métodos indiretos baseados em padrões de speckle que podem ser utilizadas para se estimar a rugosidade, destacam-se a análise dos contrastes (SAMPAIO et al., 2011), o estudo da razão entre as áreas claras e escuras (MEIRELES et al., 2012), utilização do expoente de Hurst (SOARES, 2012; SOARES et al., 2013) e da segmentação da imagem usando a estatística de Tsallis (SOARES et al., 2015). Esses trabalhos apresentaram resultados significativos para o estabelecimento de novos métodos para medida indireta de rugosidade. Lung et al. (1999) demonstrou que existe uma relação entre a rugosidade e a dimensão fractal de uma superfície e, desde então, a análise fractal tem sido aplicada para caracterizar a rugosidade de uma superfície. Nos últimos anos, trabalhos publicados tem feito uso das imagens digitais de padrões de speckle (e não das imagens da superfície) para caracterizar a rugosidade de superfícies (CORRÊA et al., 2013; SAMPAIO et al., 2011; MEIRELES et al., 2012; SOARES, 2012; SOARES et al., 2015; XU et al., 2018). Em particular o uso da dimensão fractal em Corrêa et al. (2013) sugere a aplicação de outros parâmetros comuns à análise fractal. Por exemplo, a lacunaridade de imagens de superfícies, e não de padrões de speckle, tem sido usada para caracterização de superfícies (DONG, 2000; BACKERS, 2013).

Com base no trabalho de Corrêa et al. (2013), que discutiu a utilização da dimensão fractal para a detecção de variação de rugosidade em uma superfície metálica em movimento, nesta tese foi realizada uma investigação inédita sobre a relação que existe entre a lacunaridade e a variação de rugosidade de uma superfície metálica, seja ela estática ou em movimento. Percebeu-se que tal relação existe e concluiu-se a possibilidade de criar novos processos para a detecção de defeitos de superfícies metálicas. O resultado da pesquisa gerou um artigo (DIAS et al., 2017) já publicado na revista *Physica A*, intitulado *Lacunarity study of speckle patterns produced by rough surfaces*¹ (Apêndice A).

A técnica proposta se destaca, entre outros fatores, por ser uma técnica indireta, que não exige o contato com a superfície analisada. Este aspecto é relevante, pois permite pensar na possibilidade de fazer medições em superfícies de difícil alcance, ou peças que estão contaminadas, caso bem recorrente em processos industriais. De forma geral, os trabalhos que envolvem análise de rugosidade (DONG, 2000; SAMPAIO et al., 2011; MEIRELES et al., 2012; SOARES, 2012; CORRÊA et al., 2013; BACKERS, 2013; DIAS et

¹ DIAS, M. R. B. et al. Lacunarity study of speckle patterns produced by rough surfaces. *Physica A*, v. 486, p. 328–336, 2017.

al., 2017; XU et al., 2018), entre outros, assumem a temperatura como um parâmetro que não varia, isto é, que as medidas são feitas em um ambiente controlado, com a escala de medição menor do que a escala de temperatura. Embora na prática (experimentalmente) a variação da temperatura seja supostamente fixa, esta não é a realidade de muitas plantas industriais que precisam monitorar a rugosidade da superfície de produtos metálicos. Quando a temperatura varia, espera-se uma variação da rugosidade. Mais ainda, espera-se que o padrão de speckle varie, pois a expansão térmica e os movimentos do corpo rígido da amostra alteram a posição e a dimensão dos espalhadores.

Se uma amostra metálica é monitorada a uma temperatura mais alta, as medições de contato geralmente não são apropriadas e, portanto, as indiretas, especialmente as medidas ópticas, são necessárias (YOSHIZAWA, 2009). Pode-se questionar como esses métodos lidam com tal situação. Eles são sensíveis a mudanças de temperatura? Qual é o melhor para avaliar a rugosidade? Nesta cenário, a medição deve estar ligada ao seu valor à temperatura ambiente. A melhor maneira de fazer tal verificação é adotar o uso de algum dispositivo capaz de medir a rugosidade tanto em temperatura ambiente quanto em altas temperaturas (LEROUX; LI, 2015). Como esses métodos não são baratos, nem comuns, torna-se relevante o aprimoramento de métodos ópticos, que são indiretos e mais viáveis economicamente.

Assim, neste trabalho de tese foi feita uma investigação sobre o efeito da variação da temperatura nas imagens dos padrões de speckle de uma superfície em resfriamento. Para isso, investigou-se a sensibilidade dos parâmetros dimensão fractal, lacunaridade e coeficiente de correlação, de uma superfície metálica rugosa, através da análise do padrão de speckle gerado em diferentes temperaturas. A temperatura de uma superfície, apesar de estar sensorialmente associada a algo “quente” ou “frio”, pode ser entendida como uma medida da agitação das moléculas que compõem um sistema, isto é, está diretamente relacionada com a energia interna do mesmo (FEIJÓ, 2013).

Para a medição da temperatura de uma superfície, faz-se uso de diversos equipamentos. Algumas medições são realizadas por equipamentos bastante conhecidos e utilizados, como por exemplo, termômetros, pirômetros ópticos, termopares ou câmeras térmicas, para citar alguns. A câmera térmica se destaca por ser capaz de acessar temperaturas de objetos em movimento ou mesmo a grandes distâncias, estando a mesma fixa ou em movimento em um suporte. Apesar de ser uma grandeza de extrema importância, a medição correta da temperatura é complexa, por ser facilmente influenciada por fatores externos aos dispositivos de medida ou pela inércia térmica inerente ao sistema.

Com o estudo realizado nesta tese foi possível concluir que a dimensão fractal é o parâmetro menos afetado pela temperatura, quando comparado com a lacunaridade e o coeficiente de correlação, portanto mais apropriado para as medidas de rugosidade e/ou detecção de variação de rugosidade ou defeitos. Mais ainda, concluiu-se que a correlação é

a grandeza mais apropriada para medidas de rugosidade. O resultado desta investigação permitiu a publicação de um artigo (DIAS et al., 2019) na revista *Laser & Optics Technology*, intitulado *Effect of temperature on digital images of speckle patterns generated by a metallic rough surface*² (Apêndice B).

Uma terceira investigação desenvolvida nesta tese teve como base o trabalho de Soares et al. (2015), e consistiu na utilização da segmentação de imagens do padrão de speckle usando entropia de Tsallis para a detecção de variação de rugosidade, ou detecção de defeitos, de uma superfície metálica em movimento, através de um algoritmo de segmentação de imagens.

A segmentação de uma imagem se refere ao processo de dividi-la em múltiplas regiões ou objetos, com o objetivo de simplificar e/ou mudar a representação de uma imagem para facilitar a sua análise (GONZALES; WOODS, 2008). Tal técnica é tipicamente usada para localizar objetos e formas (linhas, curvas, etc.) em imagens. Como resultado do processo de segmentação, cada um dos pixels em uma mesma região pode compartilhar alguma característica ou propriedade, como por exemplo forma, cor, intensidade de tons de cinza, textura, entre outras. Um processo comum de segmentação de imagens é o de limiarização. Neste método, que transforma imagens em escala de tons de cinza em imagens binárias, escolhe-se um valor de tom de cinza, chamado de limiar, o qual dividirá a imagem em duas regiões. Pixels com valores menores que o do limiar serão substituídos pelo valor 0 (ou 1) ficando com a cor preta. Valores acima do limiar serão substituídos pelo valor 255 (ou 256) ficando com a cor branca.

Há inúmeras formas de se encontrar esse limiar (SAHOO; SOLTANI; WONG, 1988; ZAITOUN; AQEL, 2015; RIGAUT, 1988). Este trabalho de tese é dedicado à técnica de segmentação que usa alguma definição de entropia, particularmente, a Entropia de Tsallis (TSALLIS, 1998). Tal entropia é uma generalização da Entropia de Boltzmann–Gibbs e tem sido aplicada em diversos campos da ciência como otimização (GHOSHDASTIDAR; DUKKIPATI; BHATNAGAR, 2012) e processamento de imagens (ALBUQUERQUE et al., 2004).

Shannon (1948) foi pioneiro em propôr que tal grandeza física fosse utilizada para a obtenção de informações de um sistema. Após tal proposta, métodos de segmentação de imagens foram formulados, criando os chamados métodos de segmentação entrópica e já existem trabalhos que associam o limiar ótimo à rugosidade de uma superfície, entando esta em repouso (SOARES et al., 2015).

A organização desta tese foi realizada da seguinte forma: o detalhamento dos objetivos a serem alcançados se encontra no Capítulo 2, o referencial teórico necessário para a realização deste estudo foi detalhado no Capítulo 3. No Capítulo 4 foi descrito todo

² DIAS, M. R. B. et al. Effect of temperature on digital images of speckle patterns generated by a metallic rough surface. *Optics & Laser Technology*, v. 113, p. 27 – 34, may 2019.

o material e métodos utilizados para o desenvolvimento deste trabalho. No Capítulo 5 foi apresentado o estudo que relaciona os parâmetros fractais dimensão fractal e lacunaridade com a rugosidade da superfície metálica. No Capítulo 6 foi feita a descrição de como os parâmetros dimensão fractal, lacunaridade e correlação das imagens do padrão de speckle de uma superfície se comportam com relação às variações de temperatura. O estudo que relaciona o limiar ótimo obtido através da segmentação entropica via entropia de Tsallis com a variação de rugosidade de uma superfície metálica foi apresentado no Capítulo 7. Por fim, no Capítulo 8 encontram-se as conclusões deste trabalho, seguido da bibliografia.

2 Objetivos

2.1 Objetivo Geral

Este estudo teve como objetivo geral analisar superfícies metálicas em repouso e em movimento, através dos padrões de speckle gerados pela incidência de luz laser.

2.2 Objetivos Específicos

A fim de se obter o objetivo geral proposto, este estudo teve como objetivos específicos:

- Estabelecer uma relação entre a rugosidade de superfícies metálicas em repouso e o parâmetro fractal lacunaridade;
- Detectar a variação de rugosidade ou defeitos em peças metálicas em movimento utilizando a lacunaridade e a dimensão fractal;
- Analisar o efeito da temperatura de superfícies metálicas em repouso, usando os parâmetros, dimensão fractal, lacunaridade e correlação;
- Detectar a variação de rugosidade ou defeitos em peças metálicas em movimento com a segmentação entrópica de Tsallis.

3 Revisão Bibliográfica

3.1 Rugosidade

Para muitas aplicações, como a indústria óptica, por exemplo, superfícies precisam ser tão lisas quanto possível (como é o caso de vidros, que podem transmitir imagens apenas quando sua superfície está altamente polida) (SIROHI, 1993). Outro exemplo são as indústrias do setor de metalurgia, que possuem alto rigor no controle da rugosidade de chapas metálicas. É evidente, portanto, que há uma demanda quanto à necessidade de se conseguir especificar as características das superfícies dos materiais. Segundo Sirohi (1993), “são necessárias formas simples de caracterizar a natureza da superfície de forma que ela possa ser comparada com superfícies semelhantes e, mais importante, com uma referência padrão ou com alguma especificação”.

Rugosidade são imperfeições na superfície de um objeto (metálico ou não) em função do tipo de acabamento, da ferramenta ou do processo de fabricação empregado. Ela pode ser vista como as alterações que formam os “picos” e “vales” de uma superfície.

Da mesma forma que a dureza, a rugosidade depende da escala de medida e, por ter aplicações estatísticas, também devem ser considerados fatores como o tamanho da amostra e o intervalo de amostragem (SOARES et al., 2013). As medidas de rugosidade podem ser feitas de forma direta ou indireta. As medidas diretas são feitas com perfilômetros mecânicos, que utilizam uma ponta de prova, usualmente de diamante, acoplada a um instrumento de medida micrométrico. Este tipo de medida tem algumas desvantagens, como o limite de precisão do equipamento, que depende da ponta de prova (que pode ter cerca de 5 μm). Já as medidas indiretas são feitas utilizando-se instrumentos ópticos, como por exemplo feixes de laser, para executar as medições. Este tipo de medição possui uma precisão muito maior que o método direto, visto que o diâmetro de um feixe laser pode ser menor do que uma ponta de prova física.

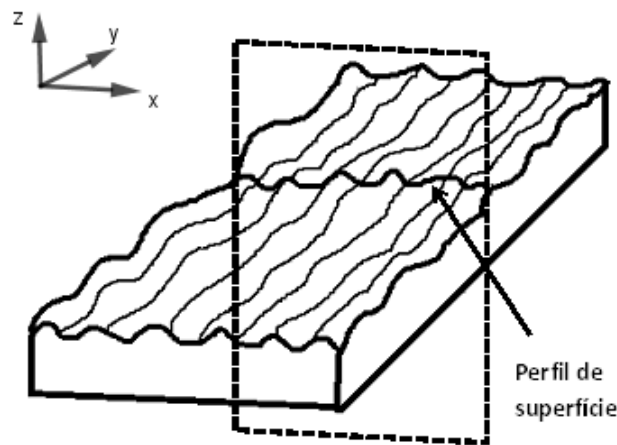
Para entender como as medidas de rugosidade são calculadas, é preciso compreender o que de fato a rugosidade representa. A Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT), em sua norma NBR ISO 4287 (ABNT, 2002), especifica termos, definições e parâmetros para a determinação do estado da superfície pelo método do levantamento do perfil, a partir dos desvios da superfície real e a chamada superfície ideal. Por superfície real, entende-se aquela que “limita o corpo e o separa do meio ambiente” (ABNT, 2002), e por superfície ideal pressupõe-se aquela onde não existem erros de forma e acabamento como, por exemplo, as superfícies planas.

Existem diversas maneiras de medir rugosidade. Entre elas, a mais utilizada faz uso

do perfil da superfície, caracterizado como “o perfil resultante da interseção da superfície real e um plano específico” (ABNT, 2002), conforme ilustrado na Figura 1. Em nota, a ABNT (2002) diz que, na prática, é usual escolher um plano onde a normal é teoricamente paralela à superfície real e em uma direção apropriada.

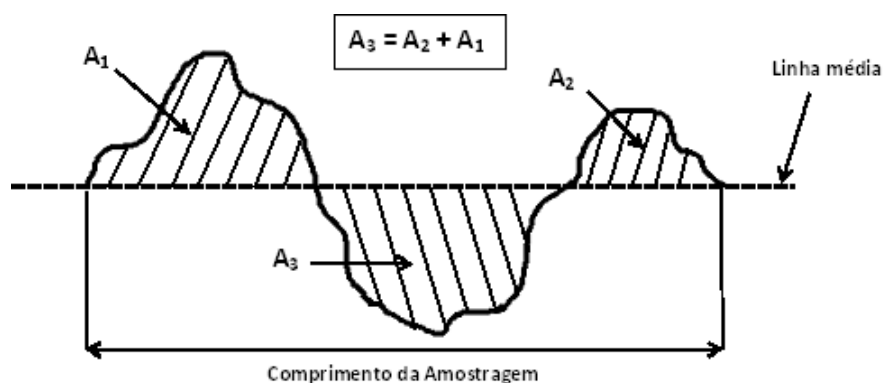
Ainda no que diz respeito à medição da rugosidade pelo perfil, é preciso estabelecer a linha média, caracterizada por uma linha paralela ao perfil ideal, no comprimento da amostragem, escolhida de forma que a soma das áreas superiores (compreendidas abaixo do perfil e acima da linha) e inferiores (compreendidas acima do perfil e abaixo da linha) sejam iguais (Figura 2).

Figura 1 – Perfil de uma superfície real.



Fonte – ABNT (2002).

Figura 2 – Linha média do perfil da superfície.

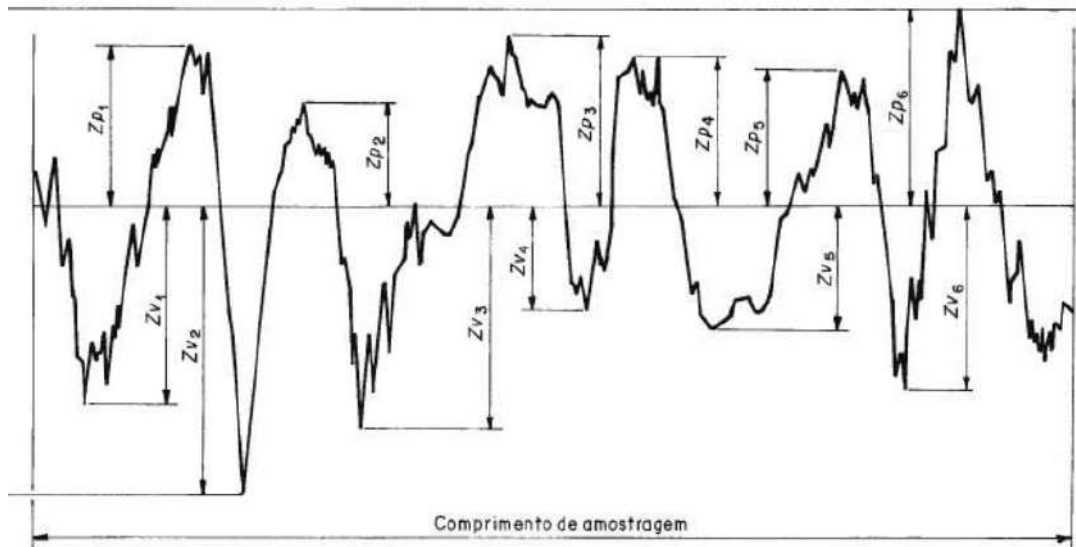


Fonte – Elaborado pela autora.

Na Figura 2 é possível observar cada valor x da linha média se associa a um valor $Z(x)$ que representa a altura do ponto x em relação à linha média. Estes valores são usados para estabelecer parâmetros que caracterizam a rugosidade. Na Figura 3 é ilustrado um

perfil típico para uma superfície rugosa. Os valores Zp_i correspondem aos “picos” e os valores Zv_i correspondem aos “vales”.

Figura 3 – Perfil de uma superfície rugosa e todos os elementos para o cálculo da rugosidade.



Fonte – ABNT (2002).

Entre os parâmetros estabelecidos na NBR ISO 4287 (ABNT, 2002), os mais comumente usados são a rugosidade média (R_a) e a rugosidade média quadrática (R_q). Parâmetros estatísticos são considerados aqui, uma vez que a rugosidade de uma superfície pode ser estabelecida como a variação da altura dessa superfície, e que tal variação é aleatória e isotrópica (SIROHI, 1993). Ao longo deste trabalho de tese, sempre que necessário, será assumida a rugosidade média como parâmetro de acesso à rugosidade da superfície. A escolha se deve ao fato de que ele tem maior aplicação e aceitação no setor industrial metalúrgico.

A rugosidade média (R_a) é um parâmetro usado frequentemente em superfícies usinadas, leva em conta a variação média das alturas em função do comprimento da linha média do perfil e é estabelecida através da equação:

$$R_a = \frac{1}{L} \int_0^L |Z(x)| dx, \quad (3.1)$$

onde L representa o comprimento da amostragem e $Z(x)$ é a altura do perfil na posição x , com $0 \leq x \leq L$.

Alternativamente ao uso da rugosidade média, a ABNT (2002) estabelece a rugosidade média quadrática (R_q) que, segundo Sirohi (1993), é mais utilizada na indústria

óptica. Este parâmetro é dado pela equação:

$$R_q = \sqrt{\frac{1}{L} \int_0^L |Z^2(x)| dx}. \quad (3.2)$$

Existe uma relação definida entre R_a e R_q , entretanto, ela depende da distribuição estatística da altura da superfície, que é particular para cada caso. Na indústria de máquinas, por exemplo, usualmente assume-se que esta relação é dada por $R_q = 1,11R_a$ (SIROHI, 1993).

A ABNT (2002) apresenta também outros parâmetros para o cálculo da rugosidade como o fator de assimetria do perfil avaliado (skewness) e o fator de achatamento do perfil avaliado (kurtosis). Tais parâmetros levam em conta detalhes adicionais sobre a distribuição da altura da superfície. Os interessados nesse assunto podem consultar as referências ABNT (2002) e Sirohi (1993).

O estudo de imagens digitais para determinação de rugosidade de superfícies como uma alternativa ao uso da técnica apresentada têm se mostrado eficaz (PAIVA JUNIOR; MURATSUMO, 2004; SOARES, 2012; MEIRELES et al., 2012; CORRÊA et al., 2013; XU et al., 2018). Entre as técnicas envolvidas estão aquelas que associam a rugosidade a medidas oriundas da análise de imagens do padrão de speckle como, por exemplo, a dimensão fractal da imagem (MANDELBROT; PASSOJAT; PAULLAY, 1984; LUNG et al., 1999). São técnicas como estas que esta tese pretende abordar e, por isso, faz-se necessário um entendimento mais aprofundado sobre os padrões de speckle, assunto da próxima seção.

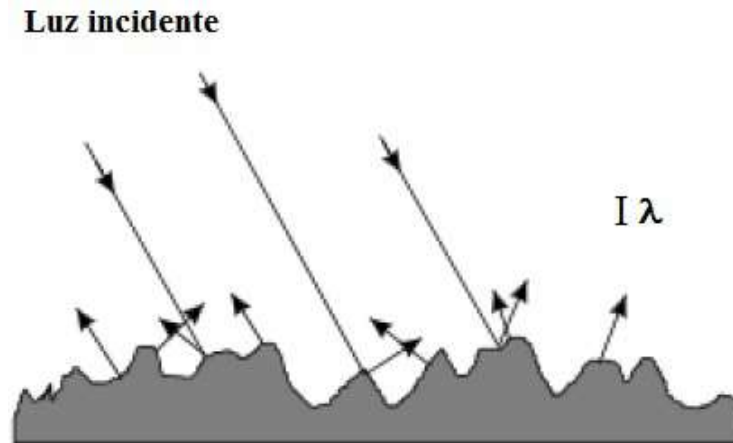
3.2 Padrões de Speckle

O fenômeno denominado *speckle* teve destaque após o surgimento do laser (YOSHIZAWA, 2009). O laser, sigla em inglês para Amplificação da luz por Emissão Estimulada de Radiação (*Light Amplification by Stimulated Emission Radiation*) é um dispositivo que produz radiação eletromagnética com características muito especiais: ela é monocromática (possui comprimento de onda muito bem definido), coerente (todas as ondas dos fótons que compõe o feixe estão em fase) e colimada (propaga-se como um feixe de ondas praticamente paralelas). Tais características o distinguem de uma fonte de luz convencional (YOSHIZAWA, 2009).

Quando se ilumina uma superfície com um feixe de luz laser, cada ponto dela atua como um emissor de pequenas ondas secundárias. Numa superfície rugosa, com os centros espalhadores distribuídos ao acaso e com picos de rugosidade em alturas da mesma grandeza ou maior que o comprimento de onda da luz, essas ondas secundárias são

espalhadas de maneira aleatória e gera-se uma imagem resultante com vários pontos (ou grânulos) de intensidades luminosas diferentes (Figura 4).

Figura 4 – Espalhamento da luz em superfície rugosa, com picos de rugosidade da mesma ordem do comprimento de luz λ .



Fonte – Camargo (2018)

Aos grânulos gerados pelo espalhamento dá-se o nome de *speckle* (GOODMAN, 1976). As diferentes intensidades observadas devem-se às diferenças de fase dos caminhos ópticos percorridos pela luz espalhada e, devido a interferências, forma-se um padrão de speckle, gerado pela área iluminada. Este padrão é formado por pontos com intensidades variando de zero até um valor máximo, que representa a interferência construtiva (diferença de fase é a mesma ou múltipla de $(2n + 1)\pi$. Segundo Silva e Muramatsu (2007),

trata-se de um fenômeno de interferência, tipicamente ondulatório, observável não apenas no visível, mas também em outras partes do espectro eletromagnético e na acústica. Objetos iluminados com laser geralmente se apresentam cobertos por essa estrutura granular (SILVA; MURAMATSU, 2007).

Esse efeito é devido ao fato de, na escala microscópica, grande parte das superfícies mostrarem-se extremamente rugosas. Observa-se, portanto, que é uma variação contínua e não discreta das intensidades e também não obedece a um padrão específico, tendo em vista a característica randômica da rugosidade da superfície (SOARES, 2012).

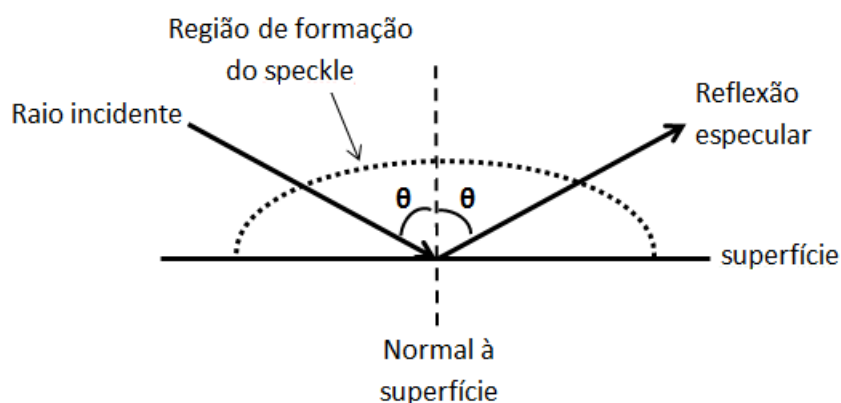
O padrão de speckle formado no espaço é conhecido como padrão de speckle objetivo. É possível sua observação no plano imagem de uma lente, chamado então de padrão de speckle subjetivo. Tradicionalmente, assume-se que as regiões espalhadas são estatisticamente independentes e uniformemente distribuídas entre $-\pi$ e π (YOSHIZAWA, 2009). Os grânulos (salpicos ou speckles) sofrem alterações tanto na posição quanto na intensidade quando a superfície sofre mudança. Foi justamente este comportamento que desencadeou os trabalhos sobre padrões de speckle e as técnicas existentes, que podem ser

divididas como aquelas que se baseiam na mudança de posição dos grânulos, e as que se baseiam nas mudanças de intensidade (SIROHI, 1993). Todas elas podem ser realizadas usando uma câmera CCD de detecção digital/eletrônica e um sistema de processamento de imagens. Segundo Yoshizawa (2009), as vantagens dos métodos de speckle em sistemas de operações em tempo real são (1) as medidas sem contato, (2) a operação em tempo real no campo de operações, (3) o armazenamento dos dados e posterior recuperação para análise, (4) cálculo quantitativo usando mudança de fase, (5) sensibilidade de medição variável, e ainda, (6) possibilidade de alcançar áreas remotas. Além disso, as mudanças no padrão de speckle podem ser correlacionadas com as mudanças geradas na superfície usando o padrão de speckle objetivo ou o subjetivo e a escolha de utilização depende do tipo de fenômeno a ser estudado (SIROHI, 1993).

A identificação de características de uma superfície através da iluminação laser consiste numa técnica indireta alternativa, que vem se mostrando eficaz na análise da rugosidade da superfície escolhida. Trabalhos já publicados (SAMPAIO et al., 2011; MEIRELES et al., 2012; SOARES, 2012; CORRÊA et al., 2013; SOARES et al., 2015) comprovam que a imagem obtida pelo espalhamento da iluminação a laser não absorvida pela superfície rugosa e captada no plano de difração, fornece diversas informações sobre a superfície trabalhada. Dessa forma, é interessante entender como tais informações são obtidas e como as relações podem ser estruturadas a fim de se estabelecer possíveis relações entre parâmetros obtidos através do processamento de uma imagem digital e a rugosidade, bem como é preciso entender as variáveis envolvidas.

O processo de formação do padrão de speckle pode ser visto na Figura 5, onde θ representa o ângulo formado entre o raio incidente e a direção normal à superfície. A região de formação do padrão de speckle está compreendida na região do semicírculo à frente da amostra.

Figura 5 – Região de formação do speckle.



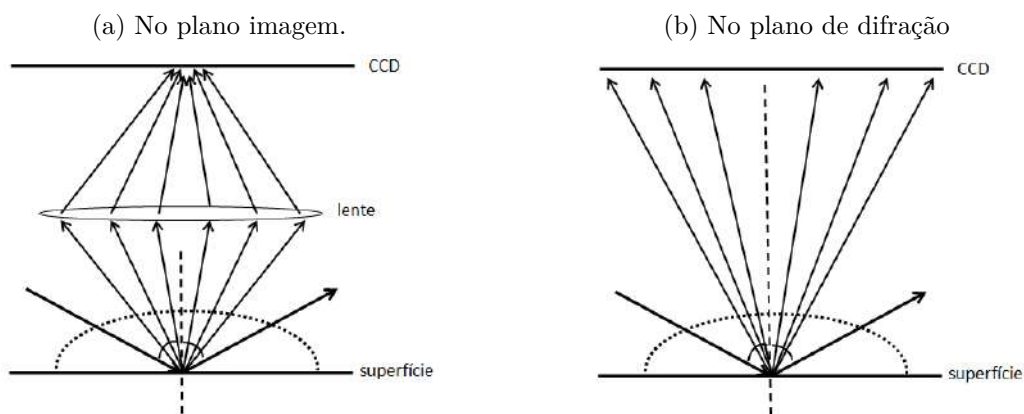
Fonte – Soares et al. (2013).

Uma vez emitida a luz sobre a superfície metálica rugosa, é possível a obtenção da

imagem digital de seu padrão de speckle, capturada através de um dispositivo de carga acoplada, ou CCD, e um sistema de processamento. O CCD é um sensor semiconductor para a captação de imagens e deve ser posicionado na direção normal ou especular, sendo mais comum a posição normal à superfície. Além disso, as imagens podem ser capturadas tanto no plano imagem (com a captura feita através de uma lente) quanto no plano de difração (sem interferência de uma lente). Um esquema apresentado na Figura 6 ilustra a geração do padrão de speckle nos dois casos mencionados.

Além de não fazer uso de lente, no plano de difração pode-se observar a distribuição do speckle de maneira simples, com um anteparo na região onde se reflete o laser (CAMARGO, 2018). O tamanho dos grânulos é determinado, principalmente, pelo tamanho da área da superfície iluminada (relacionado ao comprimento de onda da luz coerente) e da geometria envolvida (largura do feixe iluminador e distância do anteparo à superfície iluminada). Já no caso do plano imagem, que faz uso de uma lente, a relação do tamanho médio do speckle está relacionado às características da lente usada para produzir a imagem.

Figura 6 – Obtenção do padrão de speckle.



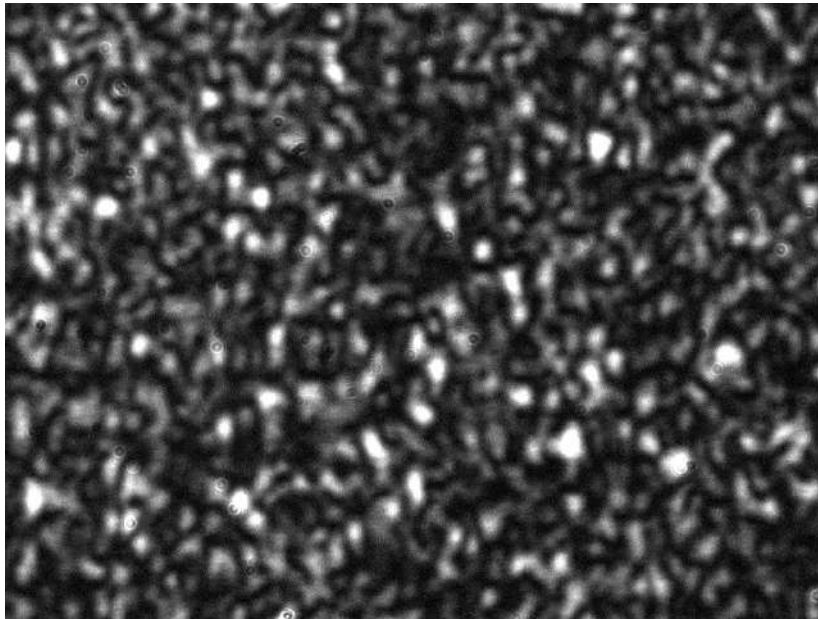
Fonte – Adaptado de Soares (2012).

Na Figura 7 é apresentada uma imagem do padrão de speckle que foi gerada por um laser verde (comprimento de onda $\lambda = 532 \text{ nm}$) incidindo sobre uma amostra rugosa de alumínio comercial, com ângulo de incidência de 45° .

3.3 Grandezas Fractais

Segundo Mandelbrot (1989), a geometria fractal pode ser entendida como uma característica de formas geométricas que parecem ser caóticas, porém são perfeitamente ordenadas. Nesta geometria, os objetos que nela se encaixam possuem formas cujo relevo e fragmentação permanecem essencialmente os mesmos, ou seja, possuem a característica de serem autossimilares - cada uma de suas partes é uma redução do todo, com a mesma redução em todas as direções.

Figura 7 – Padrão de speckle gerado por uma superfície metálica sob iluminação de luz laser a um ângulo de incidência de 45° .



Fonte – Elaborado pela autora.

Os algoritmos que geram fractais com estruturas de extrema riqueza são, em geral, de simples implementação, visto que o todo é formado por repetições da parte, ou seja, basta implementar básicas instruções e então criar loops, fazendo o processo se repetir.

Dimensão Fractal, Lacunaridade e Sucularidade são parâmetros descritos nesta Geometria e identificados como ferramentas para a análise de estruturas que possuem a característica de serem autossimilares (MELO, 2007). Neste estudo, foram considerados apenas os dois primeiros.

Na literatura, a dimensão fractal pode ser definida e calculada de várias formas (e nem todas elas são equivalentes), sendo este parâmetro utilizado para identificação das características de um objeto. A lacunaridade pode ser usada para medir os “buracos”, ou “lacunas” de um objeto. Se um objeto possui grandes espaços vazios, ou buracos, então ele certamente apresentará uma maior lacunaridade. Os dois parâmetros, dimensão fractal e lacunaridade, são diferentes e complementares e, juntos, podem fornecer uma melhor descrição da superfície ou objeto a ser analisado. Fractais distintos podem ser construídos de forma apresentarem mesma dimensão fractal, porém podem ser diferenciados por possuírem diferentes lacunaridades. Exemplos desse fato podem ser encontrados em Melo (2007).

A análise fractal é uma técnica comum utilizada para estudar uma variedade de problemas (KWANŚY; MIKUTA; DOBRZAŃSKI, 2006; KWANŚY et al., 2007; LOPES; BETROUNI, 2009) e é muito apropriada, por exemplo, para investigar textura usando imagens digitais (CONCI; CAMPOS, 1996). Na análise fractal, a dimensão fractal e a

lacunaridade podem ser acessadas e usadas para fazer classificações das propriedades de um determinado objeto (MELO, 2007), como a rugosidade de uma superfície (seja com o uso da imagem digital da superfície ou da imagem digital do padrão de speckle da superfície). Esses parâmetros vêm se mostrando eficazes (KELLER; CROWNOVER; CHEN, 1989; CONCI; CAMPOS, 1996; PLOTNICK, 1996; CORRÊA et al., 2013; DIAS et al., 2017).

Matematicamente, o processo de autossimilaridade de objetos fractais pode ser feito “infinitas vezes”. Entretanto, a cada novo estágio, temos um objeto numa escala menor e, portanto, que pode ser visto com mais detalhes, o que pode acarretar numa alteração de valores medidos para cada propriedade do objeto. Na prática, para objetos reais, esse processo é “limitado”, porém ainda com garantia de invariância estatística sob a escala usada.

A dimensão fractal de um objeto que apresenta autossimilaridade pode ser entendida como um número real que relaciona, de forma linear, o logaritmo da propriedade de um objeto com o logaritmo da escala em que essa propriedade está sendo medida (FEDER, 1988; BARROS, 2007).

A lacunaridade leva em conta o quão granular é o objeto estudado. Segundo Mandelbrot (1989), se os vãos que aparecerem em um fractal são grandes (no sentido de que incluem grandes intervalos ou discos), então ele tem a propriedade de ser lacunar. De modo geral, se um fractal possui grandes buracos, ele tem alta lacunaridade; por outro lado, se um fractal é praticamente invariante à translação, ele tem baixa lacunaridade. Diferentes fractais podem ser construídos de forma a possuírem mesma dimensão fractal e diferentes lacunaridades. Pode-se entender, portanto, que a lacunaridade é uma medida complementar à dimensão fractal, ou seja, com a informação de ambos os parâmetros, há uma melhor informação sobre a textura do objeto.

As subseções seguintes fornecem um detalhamento de cada um dos parâmetros estudados, bem como dos métodos numéricos utilizados para o cálculo de ambos. Dentre as técnicas estudadas, para todo o estudo proposto foi utilizado o método Differential Box Counting, que será apresentado na próxima seção.

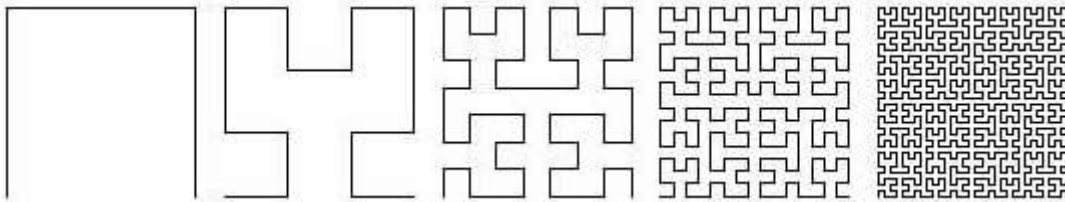
3.3.1 Dimensão Fractal

Em matemática, não existe uma definição para dimensão que inclua, de maneira adequada, todas as situações. Algumas definições são mais intuitivas, como por exemplo, a dimensão topológica de um determinado objeto. De forma simplificada, um conjunto possui dimensão d , se d variáveis independentes (coordenadas) são necessárias para descrever a vizinhança de cada ponto. Esta noção de dimensão é denominada *dimensão topológica* (SERRA; KARAS, 1997). Sobre estas condições, um objeto com dimensão topológica

possui a propriedade de manter-se invariante sobre transformações contínuas de escala. Como exemplos, temos o quadrado e o círculo, de dimensão topológica igual a 2, a reta, de dimensão topológica igual a 1 e uma esfera, de dimensão topológica igual a 3.

Entretanto, apesar de ser de conhecimento comum que uma reta tem dimensão topológica igual a 1, as curvas de Hilbert (curvas descritas de forma a preencher completamente o espaço bidimensional - uma variação das curvas de Peano (MANDELBROT, 1989)), que possuem infinitos seguimentos retos, desafiavam o conceito de dimensão pois, para preencher tal espaço, elas deveriam ser percebidas como tendo dimensão igual a 2. Na Figura 8 é apresentada a curva de Hilbert nas cinco primeiras iterações. É possível perceber a característica de preenchimento do espaço bidimensional que causou polêmica e questionamentos com relação à dimensão do conjunto formado (pensando em um número muito maior de iterações).

Figura 8 – Exemplo das 5 primeiras iterações da curva de Hilbert.



Fonte – Kilhian (2010)

Para objetos que são invariantes em relação a mudanças de escala, como os fractais, calcular a dimensão topológica não é suficiente. É preciso que a dimensão calculada leve em conta a escala em que se observa o objeto.

Entre as diversas definições para Dimensão Fractal, uma coisa é comum: todas elas estão relacionadas com o espaço que a figura ocupa (SERRA; KARAS, 1997). A dimensão de Hausdorff-Besicovitch (D_H), apesar de poder ser aplicada a qualquer conjunto, não pode ser facilmente descrita por métodos computacionais (MELO, 2007). Uma discussão mais precisa sobre o tema foge do escopo desta tese e pode ser encontrada em Feder (1988).

De forma sucinta, para o cálculo de D_H , considera-se N_r o número de bolas de raio menor ou igual a r (a escala) que são precisas para cobrir um conjunto X por completo. À medida que r diminui, $N(r)$ aumenta. De um forma aproximada, é possível dizer que, se o modo como $N(r)$ cresce à medida que r tende para zero é uma potência positiva d , de r , então diz-se que o conjunto X tem uma dimensão d . D_H é uma dimensão que pode tomar valores não inteiros e é igual à dimensão topológica para os “conjuntos bem comportados” (por exemplo, o espaço Euclideano R^n tem $D_H = n$). Entretanto, outros conjuntos não tão bem comportados (como os fractais) podem ter como dimensão valores que nem sempre pertencem ao conjunto dos números naturais, e sim real (não negativo) (FEDER, 1988).

Outra maneira de calcular a dimensão fractal de um objeto é utilizando a Dimensão de Similaridade (D_S). Uma desvantagem desta definição é que ela se aplica apenas à objetos autossimilares (MELO, 2007). Para exemplificar a dimensão de similaridade, imagine um objeto de dimensão igual a 1 (uma reta, por exemplo, como na Figura 9). Dividindo o objeto em N partes, cada uma dessas partes será igual ao todo, porém numa escala $r = \frac{1}{N}$. Dessa forma, $N \times r^1$ é equivalente ao objeto na escala original (MELO, 2007).

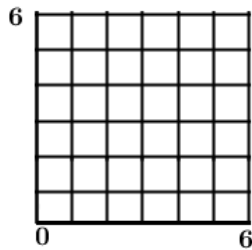
Figura 9 – Exemplo de objeto com $D_S = 1$ dividido em 16 partes. $N = 16$; $r = 1/16$; $N \times r^1 = 1$.



Fonte – Adaptado de Melo (2007).

No caso de um objeto de dimensão igual a 2 (um quadrado, por exemplo, como na Figura 10), dividindo-a em N partes iguais, cada subparte (lado do quadrado) será reduzida a um fator $r = \sqrt{\frac{1}{N}}$. Dessa forma, $N \times r^2$ é equivalente ao objeto na escala original.

Figura 10 – Exemplo de objeto com $D_S = 2$ dividido em 36 partes. $N = 36$; $r = \sqrt{1/36} = 1/6$; $N \times r^2 = 1$.



Fonte – Adaptado de Melo (2007).

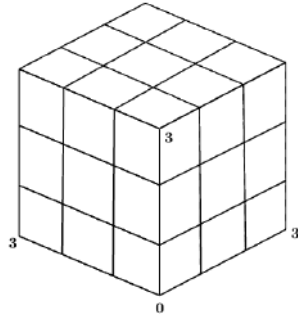
Usando o mesmo raciocínio, um objeto com dimensão igual a 3 (um cubo, por exemplo, como na Figura 10), pode ser dividido em N partes iguais, e cada subparte (3 lados do cubo: comprimento, altura e largura) será reduzida a um fator $r = \sqrt[3]{\frac{1}{N}}$. Dessa forma, $N \times r^3$ é equivalente ao objeto na escala original.

Assim, observa-se que a potência do valor r (escala) é a dimensão do objeto analisado. Para objetos regulares, este número é inteiro (positivo). No caso de objetos fractais, essa medida é fracionária, mas o procedimento para seu cálculo é o mesmo.

Tem-se então que, para um conjunto fractal autossimilar A no espaço Euclidiano n -dimensional, a dimensão de similaridade, D_S , é definida como

$$N \times r^{D_S} = 1.$$

Figura 11 – Exemplo de objeto com $D_S = 3$ dividido em 27 partes. $N = 27$; $r = \sqrt[3]{1/27} = 1/3$; $N \times r^3 = 1$.



Fonte – Adaptado de Melo (2007).

A fim de obter D_S basta alguns cálculos matemáticos:

$$\begin{aligned} N \times r^{D_S} = 1 &\implies N = \frac{1}{r^{D_S}} \implies \log N = \log \left(\frac{1}{r^{D_S}} \right) \\ &\implies \log N = \log \left(\frac{1}{r} \right)^{D_S} \implies \log N = D_S \log \left(\frac{1}{r} \right) \end{aligned}$$

e, portanto,

$$D_S = \frac{\log(N)}{\log(1/r)}, \quad (3.3)$$

onde N é o número de subpartes similares que se considera no lugar de uma dada parte do fractal, e r é o fator de redução da parte considerada, para cada subparte que entra em seu lugar (escala) (FEDER, 1988).

Métodos computacionais foram desenvolvidas para estimar a dimensão fractal D_f como uma aproximação para o valor dado na Eq. 3.3. Entre eles, o método ϵ -blanket proposto em Peleg et al. (1984), métodos que consideram a intensidade da superfície como uma função Browniana fractal (FBF) e estimam a D_f pelo espectro da potência de Fourier da FBF, proposto em Pentland (1984), métodos conhecidos como *Box Counting* e suas variações (KELLER; CROWNOVER; CHEN, 1989; GANGEPAIN; ROQUES-CARMES, 1986), o método *Differential Box Counting* (DBC), proposto por Sarkar e Chaundhuri (1994), entre outros. Neste estudo foi utilizado o método DBC e, para o cálculo dos valores estimados, serão consideradas as modificações computacionais propostas em Conci e Campos (1996), Karperien et al. (2008), Karperien (2004).

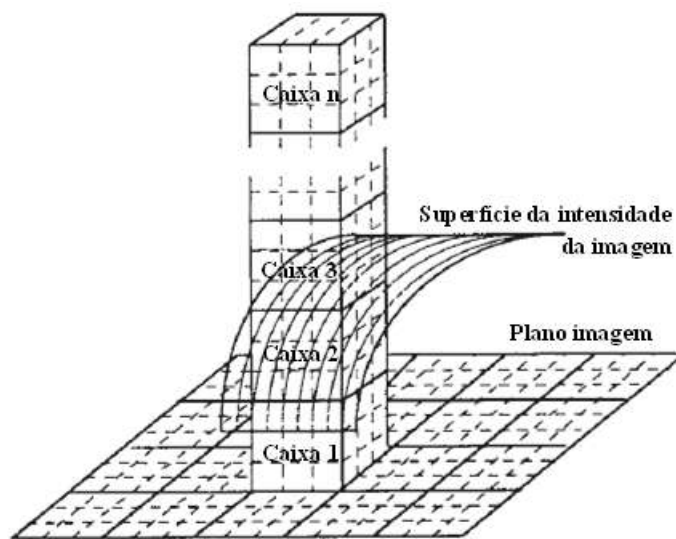
O método *Differential Box Counting* (DBC), proposto por Sarkar e Chaundhuri (1994), considera a Equação 3.3 para calcular a dimensão fractal de um determinado conjunto A , e leva em conta que o valor N depende estritamente da escala r . Assim, a dimensão fractal D_f é dada por

$$D_f = \frac{\log(N_r)}{\log(1/r)}, \quad (3.4)$$

onde N_r é o número de subconjuntos de A usados para cobrir A , numa determinada escala r . O cálculo da D_f de uma imagem usando o método DBC, proposto por Sarkar e Chaundhuri (1994), é feito como descrito a seguir.

Considere que uma imagem de $M \times N$ pixels foi particionada em uma malha de tamanho $s \times s$, na escala $r = \frac{s}{M}$. Se G é o número total de níveis de cinza considerados, então tem-se que $\frac{G}{s'} = \frac{M}{s}$ (ou seja, $s' = G \times r$). Para cada quadrado da malha constrói-se uma caixa de tamanho $s \times s \times s'$. Enumere tais caixas com índices $1, 2, 3, \dots, n$, como ilustrado na Figura 12.

Figura 12 – Ilustração para a construção das caixas no método DBC.



Fonte – Adaptado de Sarkar e Chaundhuri (1994).

Para cada posição (i, j) da malha determina-se a intensidade mínima e a intensidade máxima da imagem (em escala de cinza - eixo z). Se a intensidade mínima atinge na caixa o número k e a intensidade máxima atinge na caixa o número l , então, na aproximação DBC tem-se que n_r é a contribuição da malha (i, j) , calculada pela Eq. 3.5:

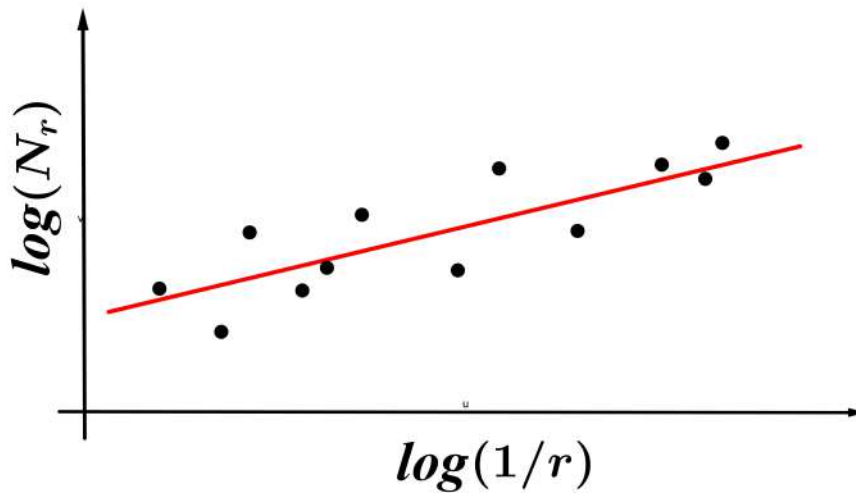
$$n_r(i, j) = l - k + 1. \quad (3.5)$$

Levando em conta todas as posições (i, j) da malha, calcula-se a contribuição total, dada pela Eq. 3.6:

$$N_r = \sum_{i,j=1}^s n_r(i, j). \quad (3.6)$$

Substituindo N_r encontrado na Eq. 3.6 na Eq. 3.4, a dimensão fractal pode ser estimada através de ajuste linear de $\log(N_r) \times \log(1/r)$ utilizando mínimos quadrados

Figura 13 – Ajuste linear para encontrar D_g usando uma mesma orientação g , para diversas escalas (r).

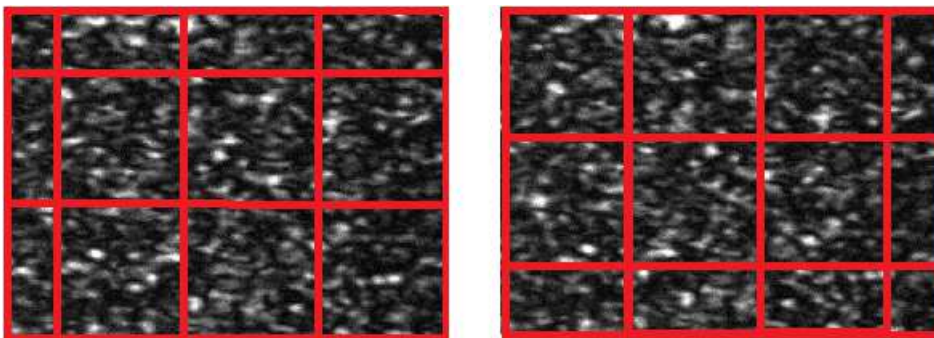


Fonte – Elaborado pela autora.

(Figura 13). Observa-se que N_r é calculado para diferentes valores de r (consequentemente, de s) e que a dimensão fractal é a inclinação da reta obtida pelo ajuste linear.

Entretanto, observe que, para uma dada escala r , a malha $s \times s$ pode ser alocada de várias maneiras no plano $m \times n$. Na Figura 14 são exibidos exemplos de orientações distintas, para uma mesma escala r , de uma imagem digital (considerado aqui como um objeto fractal).

Figura 14 – Exemplos de orientações para a subdivisão da malha em uma escala r .



Fonte – Elaborado pela autora.

Considera-se como orientação (g) cada uma das formas de se posicionar a malha. Assim, segundo Feder (1988), o valor de dimensão fractal do objeto depende, além da escala r , da orientação (g), ou seja, o valor da dimensão fractal é calculado utilizando a Equação 3.7, considerando diversas escalas r com uma mesma orientação (fixa). Para cada

orientação (g) escolhida, o cálculo se repete e obtém-se D_g :

$$D_g = \frac{\log(N_r)}{\log(1/r)}. \quad (3.7)$$

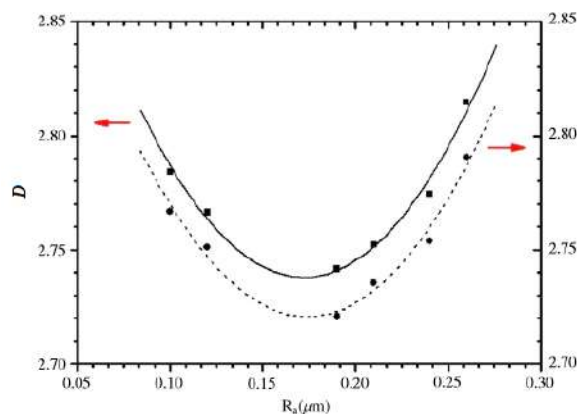
Calcula-se, então, a média desses valores, para obter D_f , ou seja,

$$D_f = \langle D_g \rangle. \quad (3.8)$$

Para a implementação computacional desenvolvida neste trabalho foi utilizado o método proposto em Conci e Campos (1996), visto ter se mostrado um método computacionalmente mais simples e mais rápido que os métodos usuais.

No que compete às aplicações que envolvem a dimensão fractal de uma imagem, particularmente imagens do padrão de speckle de uma superfície, Corrêa et al. (2013) utilizou o método DBC para calcular a dimensão fractal da imagem digital do padrão de speckle de seis amostras com diferentes rugosidades em repouso. Seus resultados foram promissores no sentido de correlacionar as duas grandezas. Seu trabalho mostrou que há uma dependência quadrática entre a rugosidade da superfície e a dimensão fractal do padrão de speckle correspondente. Na Figura 15, onde R_a é a rugosidade média dada pela Eq. 3.1 e D é a dimensão fractal calculada pela Eq. 3.8, encontra-se a relação quadrática estabelecida em Corrêa et al. (2013). Este trabalho de tese estendeu os resultados de Corrêa et al. (2013) para peças em movimento, simulando uma linha de produção, a fim de verificar sua aplicação em situações típicas de uma indústria.

Figura 15 – Dimensão fractal em função da rugosidade R_a .



Fonte – Corrêa et al. (2013).

Na Figura 15 são apresentados os dados calculados para dois casos: utilizando $N = 1$ (quadrados) e $N = 100$ (triângulos), onde N representa quantas maneiras distintas que a imagem será particionada e analisada (orientações). Para $N = 100$, o valor da dimensão fractal adotado é uma média dos valores calculados para cada N . Em ambos os

casos, observa-se que a dimensão fractal da imagem digital apresenta um comportamento simétrico à medida que R_a varia, ou seja, superfícies com baixo R_a (há pouca luz refletida na direção normal) e superfícies com alto R_a (há mais luz refletida na direção normal) podem gerar imagens complementares (CORRÊA et al., 2013). O fato de apresentarem o mesmo valor de dimensão fractal se deve ao algoritmo usado - o DBC, para o cálculo da dimensão fractal.

Trabalhos como Kondev, Henley e Salinas (2000) e Nezhadhighi, Rajabpour e Salinas (2000) basearam-se na análise fractal para estimar propriedades de superfícies, como a sua rugosidade, porém com a diferença de obter seus resultados diretamente da imagem da superfície, ao invés de buscar dados na imagem digital do padrão de speckle, o que mostra que a dimensão fractal pode ser relacionada à rugosidade sob diferentes aspectos e com a utilização de diferentes técnicas. Isto vislumbrou a possibilidade do estudo da dimensão fractal aplicando uma técnica similar à apresentada em Corrêa et al. (2013), porém com uma peça metálica rugosa em movimento, com o objetivo de fazer uma análise da variação de rugosidade em toda a amostra. Tal investigação possibilita a aplicação direta desta técnica em diversos setores, como por exemplo, uma linha de montagem industrial. O aspecto inovador dos resultados apresentados neste tese é a aplicação dessas técnicas de modelamento em padrões de speckle.

3.3.2 Lacunaridade

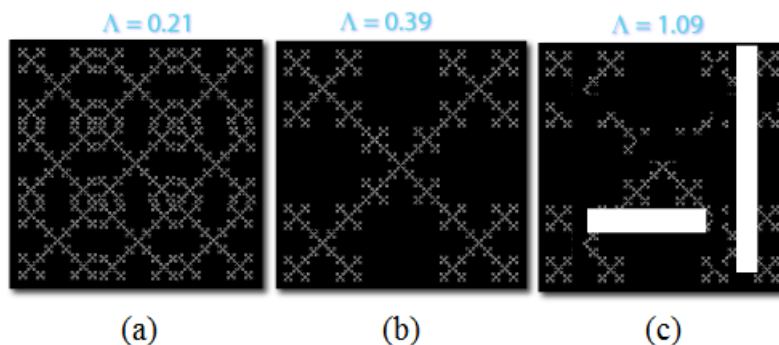
A lacunaridade é uma medida associada ao caráter fractal que se relaciona com a distribuição e tamanho dos espaços vazios de um fractal. Mandelbrot (1989) introduziu este conceito como uma medida que avalia a distribuição de tamanhos de lacunas de um objeto fractal. Se um fractal apresenta grandes vazios, ou buracos, ele será mais heterogêneo e terá alta lacunaridade. Caso contrário, ele é um fractal mais homogêneo, com lacunaridade baixa.

Pode-se dizer também que a lacunaridade mede a divergência de um fractal para um invariante translacional, ou seja, o quanto uma estrutura se afasta de uma distribuição mais uniforme. A escala a ser observada pode influenciar no cálculo da lacunaridade, pois há padrões que são homogêneos numa escala pequena, porém são bastante heterogêneos numa escala grande, e vice-versa. Isso significa que, em uma dada escala, baixa lacunaridade pode significar que a distribuição de vazios em uma textura é bastante homogênea, fazendo que essa imagem se aproxime de uma estrutura translacionalmente invariante. Por outro lado, alta lacunaridade implica uma heterogeneidade geométrica do objeto.

De maneira geral, uma interpretação possível para a diferença entre os parâmetros lacunaridade e dimensão fractal é que o primeiro mede como o espaço é ocupado, enquanto que o segundo mede a quantidade de espaço ocupado (ALLAIN; CLOITRE, 1991). Isto indica que os dois parâmetros, distintos, são na verdade, complementares. O conceito geral

da lacunaridade está ilustrado na Figura 16, onde a lacunaridade é representada por Λ .

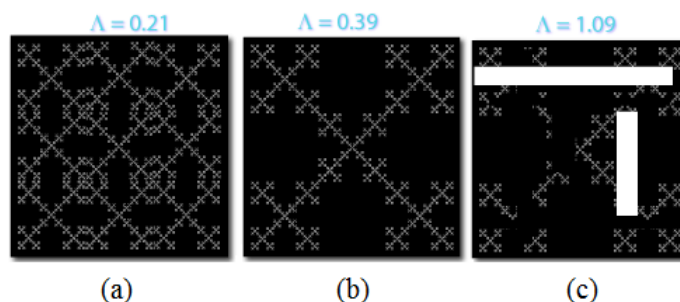
Figura 16 – Figuras para ilustrar a lacunaridade. Da esquerda para a direita, as figuras apresentam menor homogeneidade, portanto, maior lacunaridade.



Fonte – Karperien (1999-2003).

Para observar melhor a heterogeneidade de cada uma das imagens da Figura 16, observe a Figura 17, que representa as mesmas imagens anteriores, rotacionadas a um ângulo de 90° . Quando rotaciona-se as imagens das Figuras 16a e 16b, praticamente não há alteração. Por este motivo associa-se a elas valores mais baixos de lacunaridade. Quando comparadas, na Figura 16a percebe-se ainda menos variação do que na Figura 16b, e portanto, a ela associa-se o menor dos três valores de lacunaridade. Já na Figura 16c percebe-se notoriamente que há alteração na imagem rotacionada, e esta imagem possui também muitos vazios irregulares, o que justifica ser associada a um maior valor de lacunaridade.

Figura 17 – Figuras anteriores, rotacionadas à um ângulo de 90° .



Fonte – Karperien (1999-2003).

Apesar da dimensão fractal se mostrar uma excelente ferramenta para estimar a complexidade da textura de uma imagem, em termos de ocupação do espaço e rugosidade, é possível que objetos apresentem a mesma dimensão fractal e possuam padrões de texturas completamente diferentes. Isso não invalida o uso da dimensão fractal, mas sim sugere o uso da lacunaridade como complementar à sua análise.

A análise de texturas em imagens para reconhecimento de padrões é uma das áreas onde a lacunaridade é bastante utilizada (DONG, 2000; BACKERS, 2013), podendo ser aplicada também para análises de imagens de satélite (MYNT; MESEV; LAM, 2006).

Existem diferentes métodos computacionais para calcular a lacunaridade, porém todos eles medem basicamente a distribuição de uma massa (DONG, 2000; ALLAIN; CLOITRE, 1991) convenientemente escolhida. No estudo aqui apresentado foram utilizados o método que será denominado DBC (que originalmente particiona a imagem em caixas que não se sobrepõem), já discutido para o cálculo da dimensão fractal, que pode ser também utilizado para o cálculo da lacunaridade, e o método computacional Sliding Box (KARPERIEN et al., 2008), que utiliza a ideia de caixas deslizantes proposta no método Gliding box (DONG, 2000). Doravante, o termo DBC irá se referir ao método original de caixas fixas, que não se sobrepõem, para o cálculo da dimensão fractal ou da massa usada no cálculo da lacunaridade, em oposição ao método sliding box, que se vale da sobreposição de caixas para o cálculo da massa.

Considere a quantidade N_r descrita pelo método DBC. Allain e Cloitre (1991) assumiram tal valor como sendo a massa M e definiram a lacunaridade $\Lambda(r)$, na escala r , como

$$\Lambda(r) = \frac{\sum_M M^2 Q(M, r)}{\left[\sum_M M Q(M, r) \right]^2}, \quad (3.9)$$

onde $Q(M, r)$ é a distribuição de probabilidade da massa M .

Isso significa que a lacunaridade, na escala r , é definida como a razão entre o primeiro e o segundo momento da distribuição de probabilidade Q , de massa M , ou seja,

$$\Lambda(r) = \frac{Z_Q^{(2)}(r)}{[Z_Q^{(1)}(r)]^2}, \quad (3.10)$$

onde $Z_Q^{(i)} = \sum_M M^i Q(M, r)$, com $i = 1, 2$, são os momentos da distribuição $Q(M, r)$. Para encontrar o valor da lacunaridade, este cálculo se repete para cada tamanho de caixa (escala) r , fixada uma orientação g .

O comportamento estatístico de $\Lambda(r)$ pode ser melhor compreendido lembrando que $Z_Q^{(1)}(r) = \overline{M(r)}$ e $Z_Q^{(2)}(r) = M_2^2(r) + \overline{M(r)}^2$, onde $\overline{M(r)}$ é a média e $M_2^2(r)$ é a variância de $M(r)$ (PLOTNICK, 1996). Como resultado tem-se, portanto,

$$\Lambda(r) = \frac{M_2^2(r) + [\overline{M(r)}]^2}{[\overline{M(r)}]^2} = \frac{M_2^2(r)}{\overline{M(r)}^2} + 1, \quad (3.11)$$

Karperien (2004) propôs dois algoritmos para implementar o cálculo da lacunaridade com base no método Gliding Box (ALLAIN; CLOITRE, 1991). Estes métodos se baseiam no cálculo da grandeza, que é uma forma de lacunaridade, definida pela Eq. 3.12:

$$\lambda(r, g) = \left(\frac{\sigma}{\mu} \right)_{r,g}^2, \quad (3.12)$$

onde σ é o desvio padrão e μ é a média de pixels por caixa de tamanho r numa determinada orientação g . Isso significa que para cada escolha de r e g , um valor de λ é calculado.

Ao final, uma média desses valores é apresentada como valor da lacunaridade, ou seja,

$$\Lambda = \langle \lambda(r, g) \rangle. \quad (3.13)$$

Para um melhor entendimento, g representa a orientação inicial da caixa, que pode variar ao longo da amostragem. Assim, tem-se o cálculo da lacunaridade para uma variação na escala (tamanho da caixa) e também a variação na posição inicial da caixa.

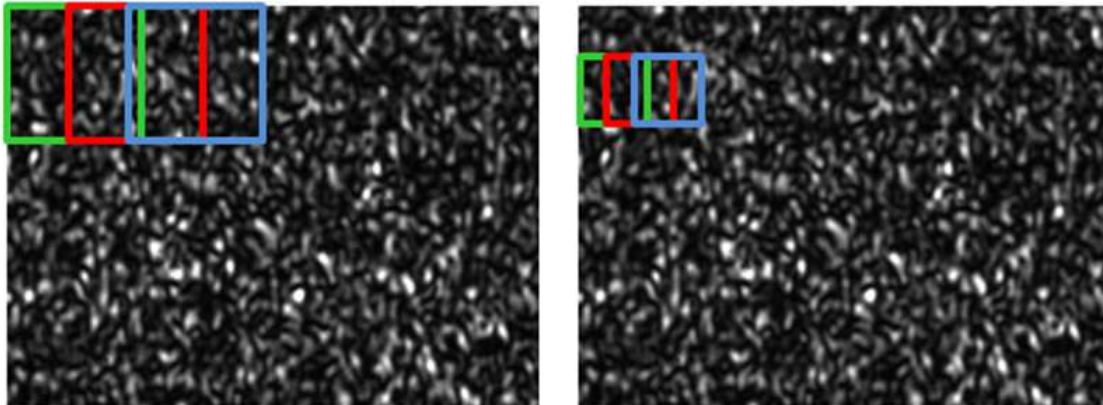
O primeiro algoritmo de Karperien (KARPERIEN, 2004; KARPERIEN, 1999-2003; KARPERIEN et al., 2008) faz uso da ideia presente no DBC e também utiliza a equação 3.12. Entretanto, nesse algoritmo as caixas utilizadas não se sobrepõem, havendo, portanto, uma malha de caixas que cobre a imagem. Este método é conhecido como método de varredura fixa. Interpreta-se a orientação g como a maneira em que as caixas, numa determinada escala r , são posicionadas. Elas podem começar do vértice superior esquerdo ou de qualquer outra posição da imagem escolhida aleatoriamente. Cada configuração é chamada de orientação g .

Já no segundo método, chamado de Sliding Box, há apenas uma caixa de tamanho r que se inicia em determinada orientação g , e que desliza ao longo de toda a imagem, se sobrepondo a cada deslizamento (Figura 18). Assim, em relação ao DBC, o método Sliding Box é consideravelmente lento.

Uma outra diferença entre os dois métodos é que no primeiro, cada parte da imagem é amostrada uma única vez para cada tamanho de caixa (escala r) e orientação g , e no segundo, o Sliding Box, partes da imagem podem ser amostradas múltiplas vezes por uma caixa de mesma escala e orientação, como pode ser visto na Figura 18, que exhibe o método para duas escalas distintas de caixa, destacando o movimento e sobreposição das caixas.

A pesquisa realizada neste trabalho, apresentada na Seção 5, mostrou em Dias et al. (2017) que a lacunaridade, assim como a dimensão fractal, é uma excelente ferramenta para a identificação de variações na rugosidade de uma peça, esteja ela em repouso ou em movimento.

Figura 18 – Ilustração do método Sliding Box para duas escalas distintas.



Fonte – Elaborado pela autora.

3.4 Coeficiente de Correlação

O termo coeficiente de correlação ou simplesmente correlação é comumente utilizado para fazer referência a uma associação, conexão ou qualquer outra forma de correspondência entre duas ou mais variáveis (MUKAKA, 2012). Em termos estatísticos, trata-se de um índice numérico capaz de avaliar uma possível associação entre variáveis.

A correlação é usada em uma infinidade de situações e aplicações. A correlação de imagens digitais (CHINGA; SYVERUD, 2007) de padrões de speckle pode ser usada para medir a rugosidade da superfície (PERSSON, 2006; LÉGER; MATHIEU; PERRIN, 1975; TAY et al., 1995) e para estimar a temperatura de superfícies ásperas (TRIVEDI et al., 2014). Neste último caso, baseia-se na premissa de que a superfície áspera sofrerá alterações, como dilatação e contração, devido à variação de temperatura. Conseqüentemente, este parâmetro parece ser adequado para ambas as análises.

Estatisticamente, o coeficiente de correlação procura entender como uma variável se comporta em um cenário onde outra está variando, visando identificar se existe alguma relação entre a variabilidade de ambas. Embora não implique em causalidade, o coeficiente de correlação exprime em números essa relação, ou seja, quantifica a relação entre as variáveis, possibilitando entender como a variabilidade de uma afeta a outra.

Existem diversos métodos para o cálculo dos coeficientes de correlação, cada um com suas próprias definições e características. Geralmente, eles assumem valores entre -1 e 1, onde 1 indica a maior possibilidade de concordância entre as variáveis, e -1 indica a maior discordância possível. Se o coeficiente é um número positivo, então as variáveis são diretamente proporcionais, se relacionam diretamente (ou seja, a medida que o valor de uma variável aumenta, o mesmo ocorre com o valor da outra variável). Por outro lado, se o valor do coeficiente for negativo, as variáveis estão inversamente relacionadas (isto é, a medida que o valor de uma variável aumenta, o valor da outra tende a diminuir)

(MUKAKA, 2012).

Para estabelecer a correlação, este estudo se baseou no coeficiente correlação de Pearson (CLARKE; COOKE, 2004), também conhecido como coeficiente de correlação produto-momento. Considere duas séries de dados X e Y em \mathbb{R}^n . Calcula-se o coeficiente de correlação de Pearson, denotado por C , segundo a equação 3.14:

$$C = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{x=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \cdot \sum_{x=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} = \frac{Cov(X, Y)}{\sqrt{var(X) \cdot var(Y)}}, \quad (3.14)$$

onde x_i e y_i , $1 \leq i \leq n$, são os possíveis valores das variáveis X e Y , \bar{x} e \bar{y} são as médias de ambas as variáveis, respectivamente.

Na investigação realizada neste trabalho de tese, apresentada na Seção 6, o coeficiente de correlação foi calculado entre imagens de padrões de speckle, que são matrizes de tamanho $m \times n$, em 8-bits em escala de tons de cinza. A implementação numérica utiliza-se do método de Person, adaptado ao caso bidimensional, e foi proposto por Chinga e Syverud (2007).

Considere duas imagens A e B como matrizes de tamanho $m \times n$, 8-bit em escala de tons de cinza. O coeficiente de correlação entre A e B pode ser obtido pela equação 3.15 (CHINGA; SYVERUD, 2007):

$$C = \frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n (I(x, y)_A - \overline{I(x, y)_A}) (I(x, y)_B - \overline{I(x, y)_B})}{\sqrt{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n (I(x, y)_A - \overline{I(x, y)_A})^2 \cdot \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n (I(x, y)_B - \overline{I(x, y)_B})^2}} \quad (3.15)$$

onde $I(x, y)_A$ e $I(x, y)_B$ são os valores de intensidade do pixel (x, y) das imagens A e B , respectivamente, e $\overline{I(x, y)_A}$ e $\overline{I(x, y)_B}$ são as intensidades médias das respectivas imagens.

Ao utilizar o coeficiente de correlação para relacionar duas imagens de padrões de speckle, a investigação desta tese tem como objetivo estimar a correlação entre duas configurações físicas distintas (por exemplo, imagens da superfície com diferentes temperaturas). Mais detalhes sobre a aplicação deste resultado foi discutido na Seção 6.

3.5 Processamento de imagens

Processamento de imagem é qualquer forma de processamento de dados no qual a entrada e saída são imagens tais como fotografias ou quadros de vídeo. Ao contrário do tratamento de imagens, que se preocupa somente na manipulação de figuras para sua

representação final, o processamento de imagens é um estágio para novos processamentos de dados tais como aprendizagem de máquina ou reconhecimento de padrões. O interesse nos métodos para processamento de imagens decorre de duas principais áreas de aplicação: melhoria da informação para interpretação humana; e processamento de dados da imagem para armazenamento, transmissão e representação para máquinas autônomas (GONZALES; WOODS, 2008).

Apesar da visão ser o mais avançado entre todos os sentidos humanos, ela possui limitações em sua percepção que podem ser auxiliadas por máquinas. Por exemplo, o ser humano é limitado à região visível do espectro eletromagnético (EM), enquanto que máquinas podem atuar quase todo o espectro, dos raios gama às ondas de rádio, dependendo apenas do detector usado (GONZALES; WOODS; EDDINS, 2004).

Segundo Gonzales e Woods (2008), não há um consenso geral sobre onde o processamento de imagens termina e outra área, como análise de imagens ou visão computacional, se iniciam. Entretanto, pode ser útil considerar três tipos de processos computacionais neste contínuo: processos de nível baixo, médio e alto. Os processos de nível baixos se caracterizam por possuírem operações primitivas, tais como processamento de imagens para reduzir ruídos, realce de contrastes e nitidez. Os processos de nível médio envolvem tarefas como segmentação (particionando imagens em regiões ou objetos), descrição destes objetos para reduzi-los a um formato mais adequado ao processamento de imagens, e classificação (reconhecimento) de objetos. Caracterizam-se por ter imagens como entrada do processo, mas suas saídas são atributos extraídos dessas imagens (contornos ou identidade de um objeto, por exemplo). Finalmente, os processos de nível alto envolvem o “fazer sentido” de um conjunto de objetos reconhecidos, como na análise de imagens, e, no extremo do contínuo, desempenhar as funções cognitivas normalmente associadas à visão humana.

Nesta seção apresenta-se o detalhamento de alguns aspectos do processamento de imagens de nível médio, onde as entradas são imagens e tem-se como saída informações (atributos) da imagem. O conteúdo apresentado tem como objetivo o bom entendimento deste trabalho de tese.

3.5.1 Imagens digitais

O termo *processamento de imagens digitais* se refere ao processamento de uma imagem bidimensional por um computador digital (JAIN, 1989). Num contexto mais geral, pode-se associar este termo ao processamento de qualquer dado bidimensional.

Uma imagem pode ser definida como uma função bidimensional $f(x, y)$, onde x e y são coordenadas espaciais, e a amplitude de f em qualquer par de pontos (x, y) é chamada de intensidade, ou nível de cinza, daquele ponto, ou seja, sua imagem (no sentido de função). Quando x , y e os valores de amplitude $f(x, y)$ são todos finitos (quantidades

discretas), a imagem é chamada de imagem digital (GONZALES; WOODS, 2008). Observe que numa imagem digital, o número de elementos é sempre finito, e cada um deles tem um valor e uma posição específica e é comumente denominado pixel.

Computacionalmente, uma imagem digital pode ser vista como uma matriz bidimensional cujos índices de linhas e colunas (coordenadas) identificam os pixels da imagem. Os elementos da matriz (imagem da função) representam o nível de intensidade e, para imagens de 8-bits em tons de cinza, por exemplo, tais níveis variam entre 0 e 255 (ou 1 e 256).

A imagem apresentada na Figura 19 é um exemplo de imagem digital. Ela é uma imagem de 8-bits, com os valores de intensidade entre 0 e 255.

Figura 19 – Exemplo de imagem digital.



Fonte – Sahoo, Soltani e Wong (1988).

3.5.2 Segmentação de imagens

Dado um conjunto qualquer, um problema importante consiste na tentativa de separá-lo em dois ou mais subconjuntos, de forma que cada grupo fique bem caracterizado. O processo de fazer tal separação é chamado de segmentação. No caso do conjunto ser uma imagem, o processo de subdividi-lo em suas partes ou objetos constituintes é chamada de segmentação de imagens. Uma forma comum de segmentação de imagens trata da extração e separação do chamado alvo (ou primeiro plano) e do plano de fundo. O detalhamento no qual esta subdivisão é realizada depende do problema a ser resolvido, ou seja, a

segmentação deve parar quando os objetos de interesse tiverem sido isolados (ZAITOUN; AQEL, 2015). Isto significa que o nível em que a subdivisão ocorrerá depende do problema a ser resolvido.

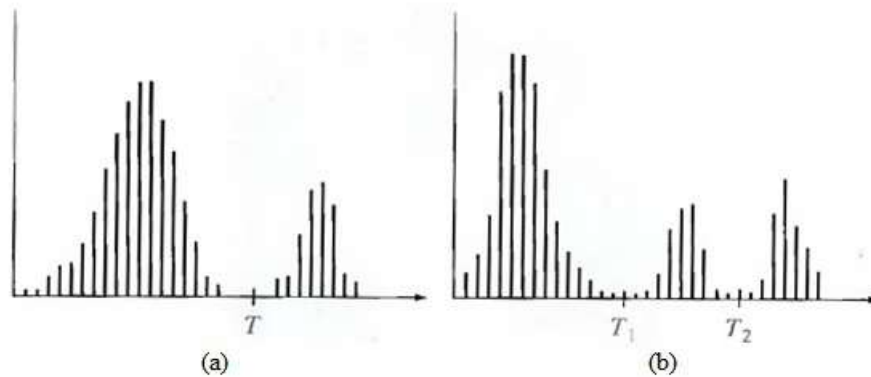
Segundo Diniz (2008), existem três modalidades de segmentação: manual, semi-automática e automática. A primeira delas se caracteriza por demandar mais esforço e mais tempo, pois a segmentação é feita ponto-a-ponto pelo usuário, e este precisa ter um alto conhecimento da região de interesse. Esta técnica apresenta altos índices de variações intra e inter observadores. Na semi-automática, o usuário atua como supervisor, pois utiliza alguma ferramenta automática, como filtro da intensidade de sinal (*thresholding*), mas precisa ser capaz de decidir se o limite calculado está correto ou não. Por fim, a modalidade automática consiste em limiarizar a região sem que haja interação humana e, por isso, há menor variação entre os resultados. A escolha do método é ditada, principalmente, pelas características do problema a ser tratado.

Quanto as técnicas de segmentação, muitas podem ser encontradas na literatura (SAHOO; SOLTANI; WONG, 1988; ALBUQUERQUE et al., 2004; GONZALES; WOODS, 2008; ZAITOUN; AQEL, 2015), dentre elas destaca-se a limiarização. Na palavras de Gonzales e Woods (2008): “Por causa de suas propriedades intuitivas e simplicidade de implementação, a limiarização tem papel importante em aplicações que envolvem segmentação de imagens” (GONZALES; WOODS, 2008). Tal técnica, também conhecida como binarização, pode ser caracterizada por ser local ou global. Para fins de discussão, as técnicas globais são ainda classificadas como: técnicas dependentes do ponto (método p-tile, método de Otsu e métodos de entropia, por exemplo) e dependentes da região (métodos de transformação de histograma, métodos baseados em estatísticas de nível de cinza de segunda ordem, método de gráfico de dispersão, entre outros) (SAHOO; SOLTANI; WONG, 1988). A abordagem feita neste trabalho levou em conta um método global dependente do ponto, especificamente envolvendo a entropia.

Na Figura 20 são exibidos histogramas de imagens digitais. Na Figura 20a é apresentado um caso onde a segmentação pode ser feita com a escolha de um único limiar T , com um histograma bimodal (dois grupos em destaque). Na Figura 20b é mostrado um caso mais geral de limiarização, em que há três grupos dominantes caracterizando o histograma da imagem (por exemplo, dois tipos de objetos no fundo escuro). Neste caso, uma limiarização multiníveis pode classificar um ponto (x, y) como uma classe se $T_1 \leq f(x, y) \leq T_2$, como outra classe se $f(x, y) \geq T_2$, e como fundo, se $f(x, y) \leq T_1$. Em geral, problemas de segmentação que requerem uso de múltiplos limiares são resolvidos de forma mais efetiva com o uso de métodos locais.

A limiarização pode ser vista como uma operação que envolve testes sobre uma função T da forma $T = T(x, y, p(x, y), f(x, y))$, onde $f(x, y)$ é o tom de cinza do ponto (x, y) e $p(x, y)$ representa alguma propriedade local (tom de cinza médio da vizinhança

Figura 20 – Exemplo de histogramas de uma imagem em tom de cinza que pode ser segmentado por (a) um único limiar e (b) por múltiplos limiares.



Fonte – Gonzales e Woods (2008).

centrada em (x, y) , por exemplo). A imagem segmentada, $g(x, y)$, é então definida como

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{se } f(x, y) > T \\ 0, & \text{se } f(x, y) \leq T \end{cases} \quad (3.16)$$

Pixels identificados como 1 (ou qualquer outro tom de cinza conveniente) correspondem aos objetos, enquanto que os pixels identificados como 0 (ou qualquer outro tom de cinza não designado para o objeto) correspondem ao plano de fundo. Quando assume-se T constante, esta técnica é chamada de *limiarização global* (GONZALES; WOODS; EDDINS, 2004).

Em resumo, as técnicas de limiarização são, de forma geral, aquelas que se baseiam em algum critério para determinar um limiar ótimo t^* , entre todos os valores possíveis de t , de forma a classificar os objetos no conjunto B . Se t^* for determinado unicamente pelo tom de cinza de cada pixel, diz-se que o método é dependente do ponto, caso t^* seja determinado por uma propriedade local, como a distribuição local dos tons de cinza, por exemplo, na vizinhança de cada pixel, então o método é dito dependente da região. Quando utiliza-se um único valor t^* para a limiarização de toda a imagem, tem-se uma limiarização global, enquanto que para fazer uma limiarização local, particiona-se a imagem, e determina-se um limiar ótimo para cada uma das sub-imagens (SAHOO; SOLTANI; WONG, 1988).

Entre os métodos de segmentação por limiarização existentes, o método de Otsu (NOBUYUKI, 1979) é utilizado em diversas aplicações, principalmente aquelas que apresentam histograma bimodal, e pode ser explicado da seguinte maneira: primeiramente, normaliza-se o histograma da imagem como uma função de densidade de probabilidade discreta, ou seja, considera-se n_i como sendo o número de pixels com tom de cinza i . Então,

o número total de pixels numa determinada imagem é dado por

$$n = \sum_{i=0}^{L-1} n_i, \quad (3.17)$$

onde L é o número total dos possíveis tons de cinza da imagem. A probabilidade de ocorrência de um dado tom de cinza i é dada, portanto, por

$$p_i = \frac{n_i}{n}. \quad (3.18)$$

Para fins de convenção, adota-se que o tom de cinza 0 é o mais escuro, e o tom de cinza $L - 1$ é o mais claro.

Agora, suponha que se escolheu um limiar k de forma que C_0 seja o conjunto de pixels com níveis $[0, 1, \dots, k - 1]$ e C_1 seja o conjunto de pixels com os tons de cinza $[k, k + 1, \dots, L - 1]$. O método de Otsu escolhe o limiar k que maximize a variancia, σ_B^2 , entre as classes C_0 e C_1 , definida pela Eq. 3.19:

$$\sigma_B^2 = \omega_0(\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu_T)^2, \quad (3.19)$$

onde

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^{k-1} p_i \quad (\text{probabilidade da classe } C_0)$$

$$\omega_1 = \sum_{i=k}^{L-1} p_i \quad (\text{probabilidade da classe } C_1)$$

$$\mu_0 = \sum_{i=0}^{k-1} \frac{i p_i}{\omega_0}$$

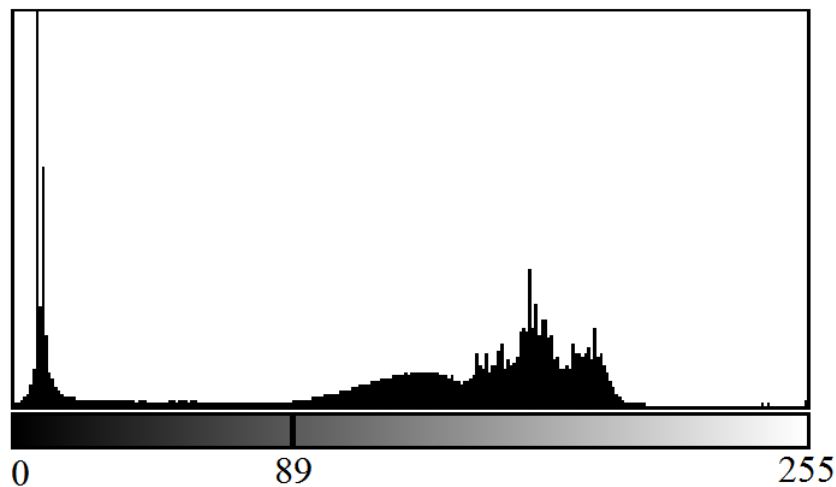
$$\mu_1 = \sum_{i=k}^{L-1} \frac{i p_i}{\omega_1}$$

$$\mu_T = \sum_{i=0}^{L-1} i p_i.$$

Segundo Diniz (2008), este método disponibiliza meios para análise de outros aspectos, além da escolha do limiar ótimo. Por exemplo, a classe de probabilidade ω_0 e ω_1 indicam as porções das áreas ocupadas pelas classes C_0 e C_1 . As médias das classes μ_0 e μ_1 servem como estimativa dos níveis médios das classes na imagem original em níveis de cinza. Além disso, esta medida é bastante significativa, pois é invariante para transformações afins da escala de níveis de cinza e unicamente determinada dentro do intervalo $[0, L - 1]$.

Como exemplo da aplicação do método de Otsu, considere a imagem apresentada na Figura 19. Seu histograma, obtido pelo software ImageJ® (RASBAND, 1997-2014), é apresentado na Figura 21.

Figura 21 – Histograma da Figura 19.



Fonte – Elaborado pela autora usando o software ImageJ® (RASBAND, 1997-2014).

O limiar que maximiza a variância entre duas classes foi calculado, utilizando-se o software ImageJ® (RASBAND, 1997-2014), com valor de $t^* = 89$ e a imagem segmentada apresenta-se na Figura 22.

Figura 22 – Resultado da segmentação pelo método de Otsu da Figura 19.



Fonte – Elaborado pela autora usando o software ImageJ® (RASBAND, 1997-2014).

Neste trabalho de tese, detalhado na Seção 7, o método de limiarização escolhido se baseou no conceito físico de entropia, entre elas a tradicional Entropia de Boltzman-Gibbs e sua generalização, a Entropia de Tsallis (TSALLIS, 1998). Este tipo de análise consiste na chamada segmentação entrópica. Na Seção 3.6 é feita uma apresentação da entropia de Tsallis e sua aplicação na segmentação de imagens.

3.6 A entropia de Tsallis e a segmentação entrópica

A entropia é uma grandeza termodinâmica que mensura o grau de irreversibilidade de um sistema, encontrando-se geralmente associada ao que se denomina por “desordem” de um sistema. Segundo a física estatística, a desordem de um sistema pode ser associada - não diretamente, mas mediante uma função logaritmo - ao número de microestados acessíveis ao sistema uma vez satisfeitas as restrições impostas a ele. Vínculos ou restrições comuns aos sistemas termodinâmicos referem-se geralmente ao valor da energia interna U , ao volume V disponíveis ao sistema, à temperatura T e pressão p do sistema, dentre outros. Em equilíbrio termodinâmico, todo sistema tende a aumentar o número de microestados (ou configurações) acessíveis às partículas deste sistema, considerando os vínculos (restrições) que o sistema deve respeitar.

Shannon (SHANNON, 1948) foi o primeiro a propor que esta grandeza física fosse usada para obter informação sobre um determinado sistema. Desde então, a entropia tem sido utilizada, entre outras aplicações, para obter informações a partir de imagens (ALBUQUERQUE et al., 2004; SOARES et al., 2015). Para lidar com sistemas não extensivos, como por exemplo, sistemas físicos com interações de longo alcance e memória de longa duração, como difusão anômala (TSALLIS et al., 1995; PRATO; TSALLIS, 1999), terremotos (ABE; TIRNAKLI; VAROTSOS, 2005) e turbulências (ARIMITSU; ARIMITSU, 2002), a Entropia de Tsallis tem sido uma boa alternativa. Além disso, ela aparece também em áreas da ciência que lidam com a quantificação de informações, como otimização (GHOSHDASTIDAR; DUKKIPATI; BHATNAGAR, 2012) e processamento de imagens (ALBUQUERQUE et al., 2004; SOARES et al., 2015).

A Entropia de Tsallis foi proposta como uma generalização da Entropia de Boltzmann–Gibbs–Shannon (BGS)

$$S = \sum_{i=1}^W p_i \ln(p_i), \quad (3.20)$$

onde W é o número de configurações possíveis do sistema, cujas probabilidades são dadas por p_i . A Entropia BGS tem a propriedade de ser aditiva, no sentido de que a entropia do sistema como um todo (entropia da soma) coincide com a soma das entropias das partes, ou seja, se A e B são dois sistemas independentes, tem-se

$$S(A + B) = S(A) + S(B). \quad (3.21)$$

Os estudos e hipóteses desenvolvidos por Boltzmann, Gibbs e Shannon tiveram notável sucesso para uma variedade de sistemas, especialmente aqueles nos quais dominam interações de curto alcance espacial ou temporal (DINIZ, 2008). Entretanto, para outros sistemas, como por exemplo, sistemas que não são aditivos, existem limitações relativas

ao formalismo da entropia BCG. A necessidade de meios alternativos para descrever a estatística desses sistemas mais complexos deram origem a formulação de outras entropias, entre elas a entropia de Tsallis.

Tsallis (1998) afirmou que “sistemas diferentes exigem ferramentas diferentes de análises, adequadas às particularidades contidas no sistema” e propôs, portanto, que a entropia fosse calculada como

$$S_q = k \frac{1 - \sum_{i=1}^W p_i^q}{q - 1}, \quad (3.22)$$

onde k é a constante de Boltzmann, q é o parâmetro da Entropia de Tsallis ($q \in \mathbb{R}$) e $\sum_{i=1}^W p_i = 1$. A Entropia de Tsallis, S_q , se reduz à Entropia de Boltzmann–Gibbs–Shannon se tomarmos o limite $q \rightarrow 1$ (TSALLIS, 1998).

Nesta nova formulação, se A e B são dois sistemas independentes, podemos assumir que

$$p_{ij}^{A+B} = p_{ij}^A + p_{ij}^B, \quad \forall i, j, \quad (3.23)$$

e pode ser mostrado (TSALLIS, 1998) que o sistema tem propriedades não aditivas, ou seja,

$$S_q(A + B) = S_q(A) + S_q(B) + (1 - q)S_q(A)S_q(B). \quad (3.24)$$

A segmentação entrópica via entropia de Tsallis foi proposta por Albuquerque (ALBUQUERQUE et al., 2004) para segmentação de imagens digitais e foi utilizada neste trabalho de tese para a segmentação de imagens digitais do padrão de speckle de uma superfície metálica em movimento, seguindo a ideia proposta em Soares et al. (2015).

Considere uma imagem digital em 8-bits com k sendo o número de possíveis tons de cinza e p_i , $i = 1, \dots, k$ as distribuições de probabilidade de cada tom. A partir delas, pode-se obter duas novas distribuições de probabilidade, uma relativa ao primeiro plano (foreground), e outra relativa a um plano de fundo (background). As respectivas probabilidades p_A e p_B , do primeiro plano e do plano de fundo, são definidas por (ALBUQUERQUE et al., 2004):

$$p_A : \frac{p_1}{P^A}, \frac{p_2}{P^A}, \dots, \frac{p_t}{P^A} \quad (3.25)$$

e

$$p_B : \frac{p_{t+1}}{P^B}, \frac{p_{t+2}}{P^B}, \dots, \frac{p_k}{P^B}, \quad (3.26)$$

onde $P^A = \sum_{i=1}^t p_i$ e $P^B = \sum_{i=t+1}^k p_i$.

Assim, a entropia de Tsallis para cada distribuição é dada por

$$S_q^A(t) = \frac{1 - \sum_{i=1}^t \left(\frac{p_i}{P^A}\right)^q}{q-1} \quad (3.27)$$

e

$$S_q^B(t) = \frac{1 - \sum_{i=t+1}^k \left(\frac{p_i}{P^B}\right)^q}{q-1}, \quad (3.28)$$

e o valor ótimo de limiarização (t^*) é obtido maximizando-se a entropia de Tsallis quando aplicam-se as Eqs. 3.27 e 3.28 na Eq. 3.24:

$$S_q^{A+B}(t) = \frac{1 - \sum_{i=1}^t \left(\frac{p_i}{P^A}\right)^q}{q-1} + \frac{1 - \sum_{i=t+1}^k \left(\frac{p_i}{P^B}\right)^q}{q-1} + (1-q) \frac{1 - \sum_{i=1}^t \left(\frac{p_i}{P^A}\right)^q}{q-1} \frac{1 - \sum_{i=t+1}^k \left(\frac{p_i}{P^B}\right)^q}{q-1}, \quad (3.29)$$

ou seja,

$$t^* = \operatorname{argmax}[S_q^A(t) + S_q^B(t) + (1-q)S_q^A(t)S_q^B(t)]. \quad (3.30)$$

Este é o valor de limiar ótimo calculado pela entropia de Tsallis. Neste trabalho, tal valor foi obtido a partir de imagens de padrões de speckle e relacionado com a variação de rugosidade de uma superfície metálica em movimento.

4 Materiais e Métodos

Para a elaboração e conclusão deste trabalho de tese foram realizados três experimentos distintos, e cada um deles foi repetido mantendo-se o aparato experimental e com alteração de alguns parâmetros, como por exemplo, a velocidade, ou o uso de lente convergente. As seções seguintes descrevem todo o material utilizado nesta pesquisa, bem como os equipamentos e a descrição de cada experimento.

4.1 Materiais

Cada experimento e estudo realizado para obter os resultados apresentados nesta tese fez uso de um tipo de amostra distinto, levando em conta o tipo de análise e a montagem experimental. Cada uma das amostras são descritas a seguir.

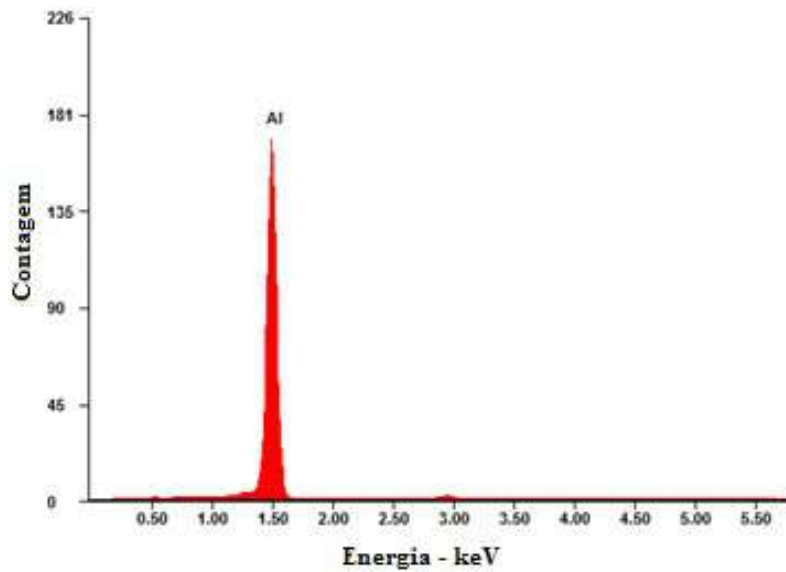
4.1.1 Amostra para o experimento com amostra em repouso

O material foi caracterizado de forma semi-quantitativa por EDS, sendo composto de 100% alumínio, considerando a precisão do exame. O espectro de EDS desta análise é exibido na Figura 23. São sete amostras de dimensões $2\text{ cm} \times 3\text{ cm} \times 1\text{ cm}$ (Figura 24) e foram preparadas manualmente, com lixas de diferentes granulometrias (120, 220, 360, 400, 600, 2000 e 2500). Todas as amostras foram polidas com a lixa mais grossa (120 mesh) e uma delas foi separada e nomeada como “120 mesh”. Em seguida, as seis amostras restantes foram polidas com a lixa 220 mesh onde, da mesma forma, uma delas foi separada e nomeada como “220 mesh”. O processo foi feito até serem obtidas as amostras “360 mesh”, “400 mesh”, “600 mesh”, “2000 mesh” e “2500 mesh”. As respectivas rugosidades médias foram medidas utilizando o Microscópio Confocal Leica[®] DCM3D, que se encontra no LMCM.

4.1.2 Amostras utilizadas para o experimento em movimento

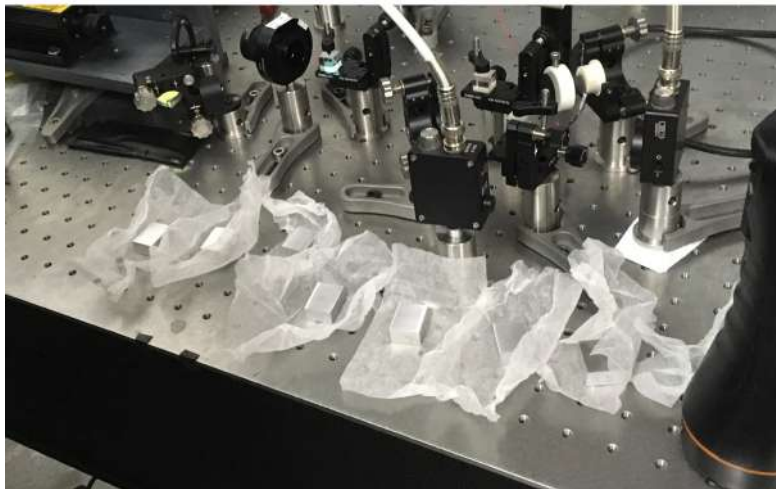
O material caracterizado consiste em duas amostras metálicas de alumínio comercial, de dimensões $24\text{ cm} \times 3,8\text{ cm} \times 1\text{ cm}$, que foram preparadas pela empresa Elevolt, através de processo industrial com o uso de uma fresa. As amostras foram retiradas da mesma barra que originou as amostras da Seção 4.1.1, cuja caracterização via EDS foi mostrada na Figura 23. A empresa preparou cada amostra com faixas de aproximadamente 2 cm de comprimento por 3,8 cm de altura, com rugosidades distintas em cada faixa. A Figura 25 ilustra o esquema das amostras e as variações de rugosidade das amostras.

Figura 23 – Espectro de EDS da amostra medida em repouso, usando 20KV.



Fonte – Elaborada pela autora.

Figura 24 – Sete amostras de alumínio comercial.

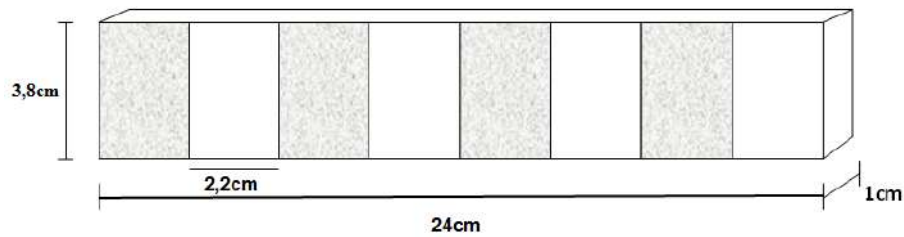


Fonte – Elaborada pela autora.

Vale observar que um fator limitante desta pesquisa consiste no fato de que, ao produzir as variações de rugosidades na peça, a empresa não conseguiu um controle no processo, não permitindo, portanto, a medição do valor da rugosidade em cada faixa da amostra.

As rugosidades em cada faixa são distintas e alternadas, ou seja, se a faixa k possui “grande” rugosidade, as faixas $k - 1$ e $k + 1$ possuem uma rugosidade “menor”. As faixas de menor rugosidade são aquelas que não passaram por nenhum processo industrial, ou seja, é a amostra com a superfície apenas com desgaste por uso. As faixas de maior rugosidade passaram pelo processo industrial, entretanto a elas não foi atribuído um valor específico

Figura 25 – Dimensões das amostras utilizadas em movimento



Fonte – Elaborada pela autora.

de rugosidade, devido à limitação do processo industrial e também por uma limitação do microscópio confocal do LMCM, cuja lente instalada não permite acesso à tal rugosidade.

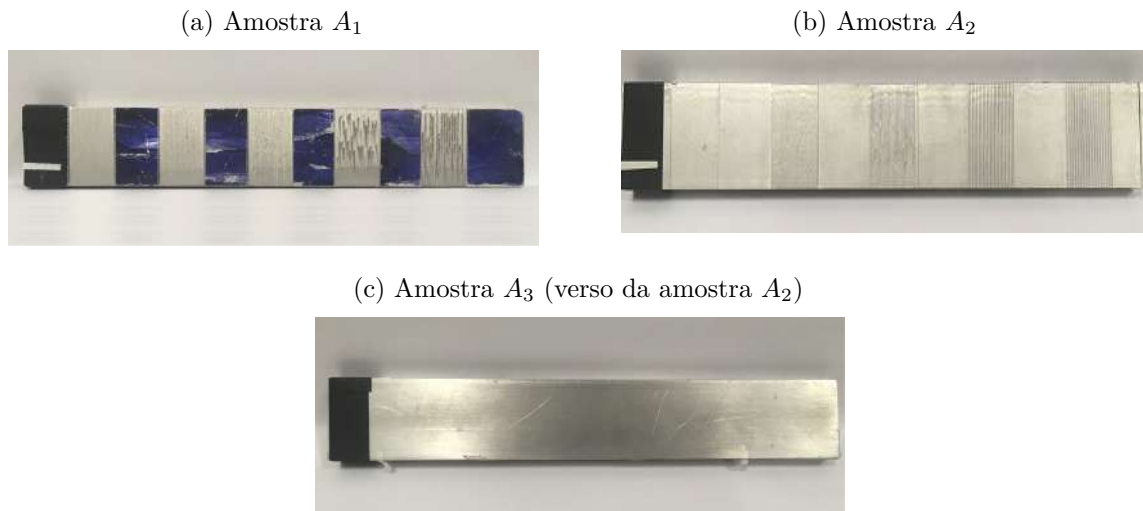
As duas amostras serão denominadas ao longo desta tese como A_1 e A_2 . As faixas de rugosidade produzida industrialmente são as faixas de número ímpar, em ambas as amostras (faixas 1, 3, 5, 7 e 9), enquanto que as faixas com menor rugosidade (sem processo industrial) são as de números pares (faixas 2, 4, 6, 8 e 10). No caso da amostra A_1 , as faixas pares foram pintadas com uma tinta escura (Figura 26a), enquanto que na amostra A_2 , as faixas pares, o alumínio está em sua cor natural (Figura 26b). Esta pintura também foi feita pela empresa Elevolt para diferenciar as duas amostras e, portanto, entende-se que a amostra A_1 possui maior variação de rugosidade entre as faixas pares e ímpares do que a amostra A_2 .

Além disso, será denominada A_3 a amostra que consiste no verso da amostra A_2 , ou seja, que não possui faixas de rugosidade (a face que não passou por nenhum processo de produção controlada de rugosidade, contendo apenas desgastes pelo uso da peça), como pode ser visto na Figura 26c. A amostra A_3 foi utilizada para identificar a coerência do método proposto, uma vez que ela não possui grande variação de rugosidade. A rugosidade da amostra A_3 não foi medida.

Na Figura 26 é possível perceber uma faixa preta, no início de cada amostra. Esta faixa foi desconsiderada da análise, pois é nesta parte que a amostra é fixada no suporte, a fim de ser movimentada. A marcação branca, que aparece nas amostras A_1 e A_2 , faz referência ao perfil da amostra em que houve a incidência do laser, enquanto as amostras se movimentavam.

Apesar das amostras ter 10 cm de comprimento, com 10 faixas de medição, devido a uma limitação do equipamento que move a amostra, detalhado na Seção 4.1.4, apenas 17 cm foram medidos, o que corresponde às 8 primeiras faixas de cada amostra.

Figura 26 – Amostras utilizadas na pesquisa.

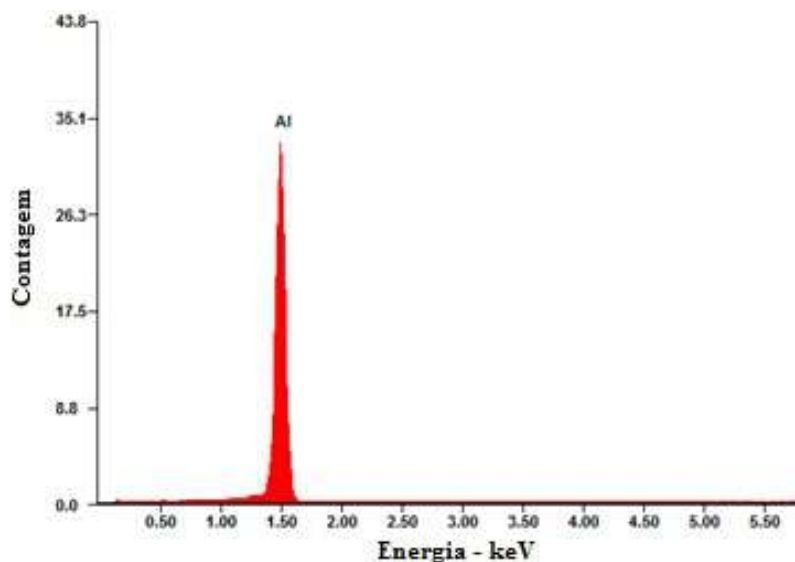


Fonte – Elaborada pela autora.

4.1.3 Amostra utilizada para o experimento com variação de temperatura

O material foi também caracterizado de forma semi-quantitativa por EDS. A análise de EDS resultou em 100% alumínio, considerando a precisão do exame. O espectro de EDS desta análise é exibido na Figura 27. A amostra possui dimensões $104mm \times 38mm \times 6mm$ e está ilustrado na Figura 28.

Figura 27 – Espectro de EDS da amostra, usando 20KV.



Fonte – Elaborada pela autora.

A amostra não passou por nenhum processo para produção controlada de rugosidade, ou seja, sua superfície tem apenas desgastes por uso. A rugosidade média da amostra, no local de incidência do laser, foi medida utilizando-se o Microscópio Confocal e seu valor

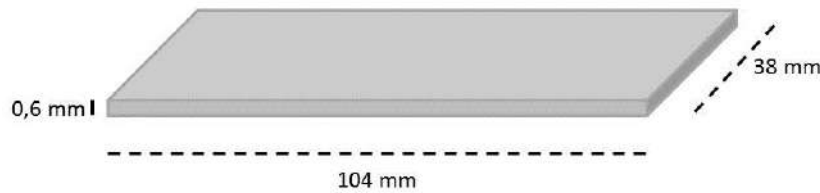


Figura 28 – Esquema da amostra, com suas dimensões.

foi calculado em $R_a = 1,3\mu m$.

4.1.4 Motor para movimentação da amostra

Para a movimentação das amostras descritas na Seção 4.1.2, foi utilizado um equipamento que se encontra no Laboratório de Óptica do Instituto de Ciências Exatas, localizado na Universidade Federal Fluminense. Este equipamento consiste num eixo horizontal composto de um parafuso de rosca sem fim, que tem o movimento controlado por um motor de corrente contínua (DC) acoplado a um controlador com duas opções de movimento: na primeira opção, o eixo se desloca para frente uma vez, até o final do equipamento, e retorna à posição original, com velocidade máxima, e então para o movimento. Na segunda, a movimentação ocorre até o usuário pará-lo manualmente, ou seja, o eixo se desloca para a frente até o final do equipamento, então retorna à posição original na mesma velocidade, até a posição original, e repete este movimento até o usuário parar o movimento. Em ambas as opções, a velocidade é escolhida antes de começar a movimentação das amostras. Para este estudo, todos os experimentos foram realizados com a primeira opção de programação do motor.

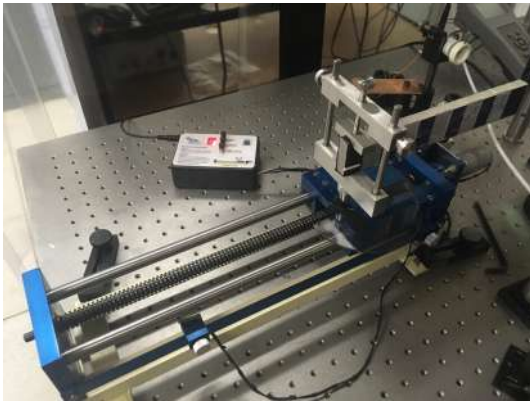
O controlador permite que o motor DC faça a movimentação da amostra em nove velocidades distintas, sendo a menor delas dada por $v = 0,23$ cm/s. Para os experimentos realizados foram utilizadas duas velocidades, chamadas neste trabalho, respectivamente, por $v_1 = 0,23$ cm/s (a menor delas) e $v_2 = 0,33$ cm/s (um aumento de 50% em relação à menor velocidade). Na Figura 29 é mostrado o motor e seu controlador, na posição original e numa posição central do equipamento. Observe que, para ser movimentada, a amostra foi fixada em um suporte, que foi acoplado ao equipamento.

4.1.5 Chapa aquecedora e outros equipamentos

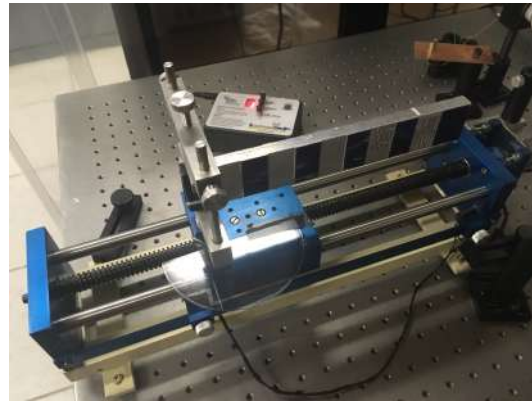
Para o processo de aquecimento da amostra, foi utilizado uma chapa aquecedora vitrocerâmica da marca JUNG®, modelo CV200AP01, que possui uma superfície plana, sem porosidade aparente e que pode aquecer amostras rapidamente sem sofrer oxidação significativa (Figura 30). Além disso, a chapa utilizada consegue atingir uma temperatura máxima nominal de 500 °C e possui um painel digital para ajuste e programação da

Figura 29 – Conjunto com motor de passo, suporte e peça utilizados no experimento.

(a) Peça e suporte na posição de origem.



(b) Peça e suporte no centro.



Fonte – Elaborada pela autora.

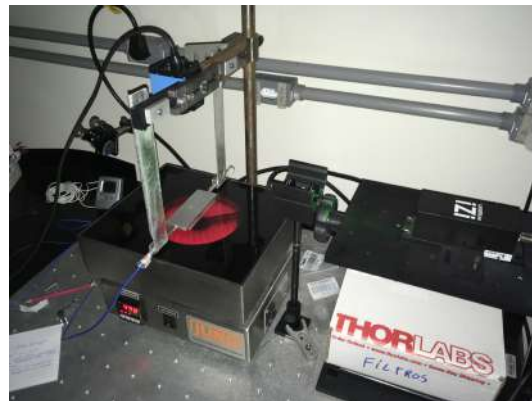
temperatura, o que permite ao usuário programar a variação da velocidade da maneira mais conveniente. Neste painel é possível, numa sequência de comandos, criar a curva de temperatura na qual a chapa deve aquecer, em função do tempo. É possível também manter a chapa aquecida numa temperatura fixa, pelo tempo que desejar. Na Figura 30 é ilustrada a chapa aquecedora (a) desligada, e (b) em funcionamento, aquecendo a amostra.

Figura 30 – Chapa aquecedora.

(a) Desligada.



(b) Aquecendo a amostra.



Fonte – Elaborada pela autora.

Além da chapa aquecedora, foram utilizados também outros equipamentos para o monitoramento da temperatura da amostra. Na Figura 30b é possível visualizar também dois termopares do tipo K (possuem diâmetro igual a 1mm e permitem a medição de temperaturas entre $-100\text{ }^{\circ}\text{C}$ e $1200\text{ }^{\circ}\text{C}$), que foram usados no experimento. Ambos os termopares possuem fios condutores que foram conectados ao Datalogger A202, um aquisitor de dados padrão, que possibilita o registro e monitoramento das temperaturas

dos termopares em um computador, através do software Masterlogger[®], em tempo real. O controlador (Figura 31a) dispõe de oito entradas analógicas configuráveis, permitindo o uso de até oito termopares.

No estudo apresentado nesta tese, as temperaturas utilizadas correspondem à média aritmética das temperaturas aferidas pelos dois termopares utilizados.

Figura 31 – Outros equipamentos para medição da temperatura.

(a) Controlador.



(b) Tela principal do software masterlogger.



Fonte – Elaborada pela autora.

4.2 Métodos

Nesta seção apresentam-se os experimentos utilizados para a realização de todas as medições e obtenção dos resultados deste trabalho de tese. Além disso, é ilustrada a técnica utilizada para a análise de algumas superfícies estudadas, como é o caso das amostras A_1 e A_2 , utilizando o microscópio confocal.

4.2.1 Microscopia Confocal

Para um melhor conhecimento sobre a superfície utilizada nos experimentos em movimento, amostras A_1 e A_2 , parte deste trabalho de tese foi destinada ao manuseio do Microscópio Confocal Interferométrico Leica DCM 3D, apresentado na Figura 32, disponibilizado pelo Laboratório Multiusuário de Caracterização de Materiais (LMCM) do ICEx, na UFF. Neste laboratório, o Microscópio Confocal é equipado com as lentes de 10x, 20x, 50x, e Mirau 20x, ou seja, esta é a limitação deste estudo para a análise das superfícies. Para medirmos rugosidades maiores necessitamos de lentes de menor aumento e maior campo.

Figura 32 – Autora no LMCM utilizando o Microscópio Confocal.



Fonte – Elaborado pela autora.

Como as amostras A_1 e A_2 possuem regiões com grande variação de rugosidade, foi feita uma análise da topografia de duas regiões distintas de cada amostra: uma faixa de maior rugosidade (faixas ímpares), e outra faixa de rugosidade menor (faixas pares). Além disso, numa etapa seguinte, foram feitas medidas do perfil dessas faixas. Em relação a amostra A_1 , foram capturadas imagens da topologia da peça em duas regiões: uma na faixa com maior rugosidade (Figura 33a) e outra na faixa com menor rugosidade (Figura 33b). Na Figura 33a, vê-se aproximadamente cinco topos e vales. Para rugosidades altas, o *cut off* precisar ser maior, se usarmos a norma DIN (DIN, 1990), e precisamos de regiões cada vez maiores para satisfazer a norma. Com as rugosidades altas produzidas nas peças, não conseguiríamos usar a norma DIN (DIN, 1990) para medir as rugosidades das peças. Por este motivo passamos a analisar variações de rugosidade e não valores de rugosidade.

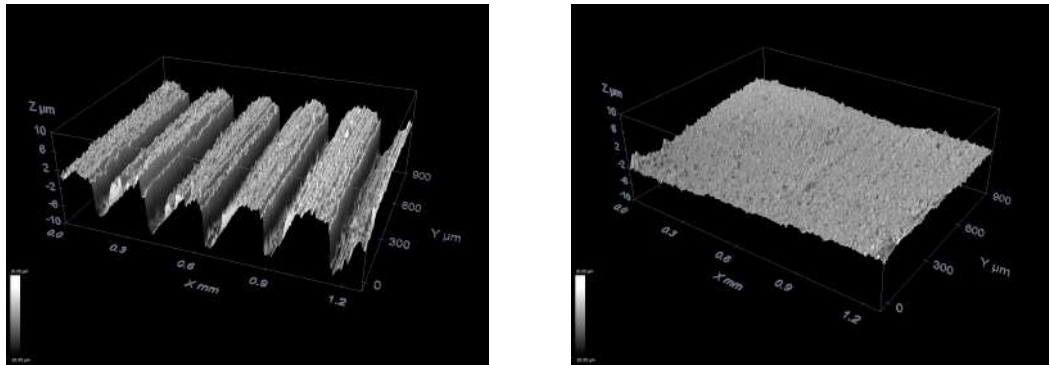
Cada uma das topografias ilustra uma distinta variação de rugosidade, o que está de acordo com o que é visto na amostra (as faixas rugosas são distintas). É possível notar, de forma clara, que os valores no eixo z possuem uma variação maior na Figura 33a do que na Figura 33b. Por exemplo, na Figura 33a, os valores em z variam de $-8,77858\mu\text{m}$ a $6,8016\mu\text{m}$ ($\Delta z = 15,58018\mu\text{m}$), enquanto que os valores em z na Figura 33b variam de $-3,40908\mu\text{m}$ a $4,08744\mu\text{m}$ ($\Delta z = 7,49652$).

Além disso, ainda para a amostra A_1 , foi feita a medição do perfil de duas faixas da amostra: para uma faixa com maior rugosidade (Figura 34a) e o perfil de uma faixa com menor rugosidade (Figura 34b). Tais medições foram feitas com o objetivo de conhecer melhor o perfil da amostra analisada, ou pelo menos parte dele, lembrando que a ABNT (2002) estabelece a medição da rugosidade pelo cálculo do perfil da amostra.

De forma análoga, foram feitas imagens da topologia e perfil para a amostra A_2

Figura 33 – Levantamentos topográficos das regiões da amostra A_1 .

- (a) Topografia da amostra A_1 - faixa com maior rugosidade. (b) Topografia da amostra A_1 - faixa com menor rugosidade.



Fonte – Elaborada pela autora com o uso do Microscópio Confocal.

em duas regiões: uma na faixa com maior rugosidade (Figura 35) e outra na faixa com menor rugosidade, que se mostrou similar à apresentada na Figura 33b.

Além disso, ainda para a amostra A_2 , foi realizada a medição do perfil de duas faixas da amostra: a faixa com maior rugosidade (Figura 36a) e a faixa com menor rugosidade (Figura 36b).

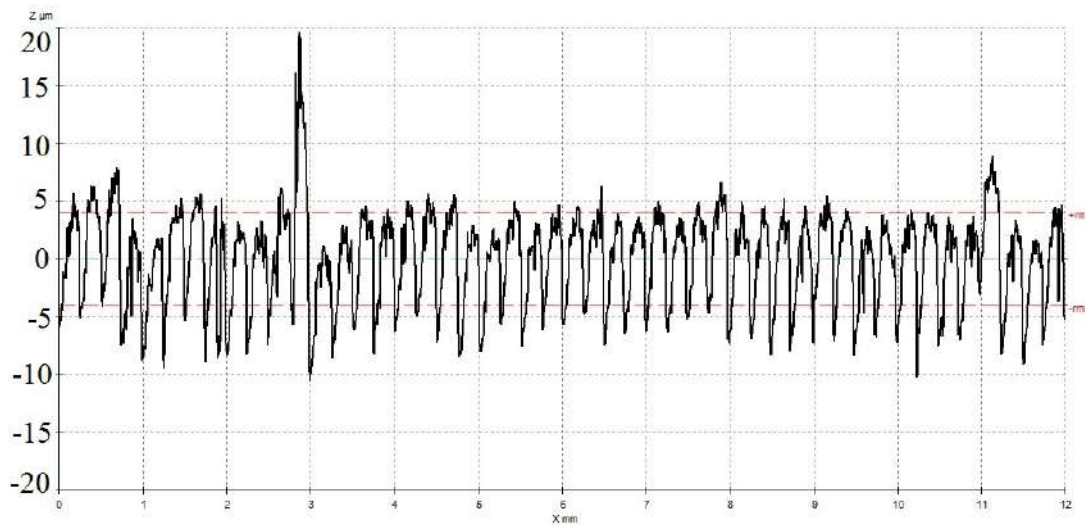
Com as imagens topográficas das duas regiões é possível identificar o tipo de região que será analisada. Na amostra A_1 percebe-se uma variação maior no eixo z ao comparar as duas regiões do que a amostra A_2 . Este tipo de análise torna-se fundamental para a análise dos resultados posteriores, que visa detectar a variação de rugosidade da superfície.

4.2.2 Captura das imagens do padrão do speckle

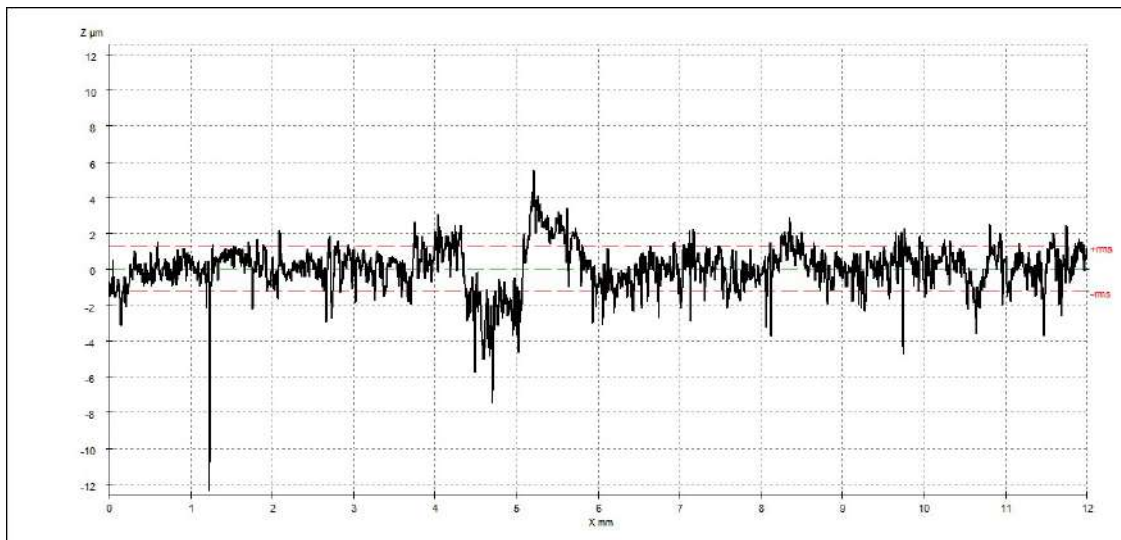
Para a obtenção dos padrões de speckle foi utilizado uma câmera *Charge Coupled Device* (CCD), marca Imaging Source®, monocromática, modelo DMK 31 BF03.H. Tal câmera é otimizada para a faixa do visível, como pode ser visto no gráfico exibido na Figura 37. Nesta figura é mostrado a sensibilidade relativa da câmera em função do comprimento de onda da luz incidente. É possível perceber que a resposta relativa decresce monotonicamente para o comprimento de onda na faixa do infravermelho. Por exemplo, para $\lambda \approx 750$ nm, a resposta relativa é de 0,4, chegando a 0,2 para $\lambda \approx 850$ nm e tendo valores abaixo de 0,1 para $\lambda \approx 1000$ nm. A resposta relativa é claramente muito próxima de seu máximo para λ próximo a 532 nm, o que justifica a escolha do comprimento de onda do laser original (532 nm) utilizado. Vale ressaltar que, mesmo se considerarmos a placa de alumínio como um radiador perfeito, a lei de Wien assegura que, para temperaturas que variam de 25 °C a 500 °C, o pico do comprimento de onda de emissão assume valores entre 9719 nm e 3748 nm, respectivamente, muito além da faixa de sensibilidade da câmera. Portanto, acredita-se que a radiação infravermelha não tem influência significativa nos

Figura 34 – Perfil de duas faixas da amostra A_1 .

(a) Faixa com maior rugosidade.



(b) Faixa com menor rugosidade.

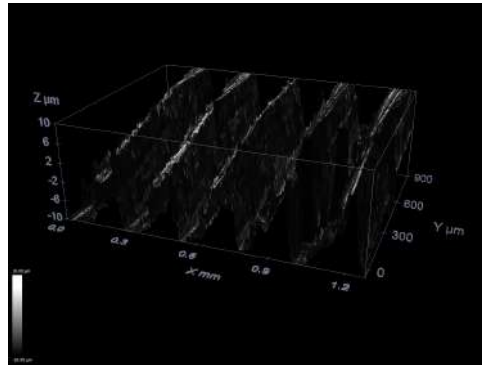


Fonte – Elaborada pela autora com o uso do Microscópio Confocal.

resultados obtidos neste trabalho de tese.

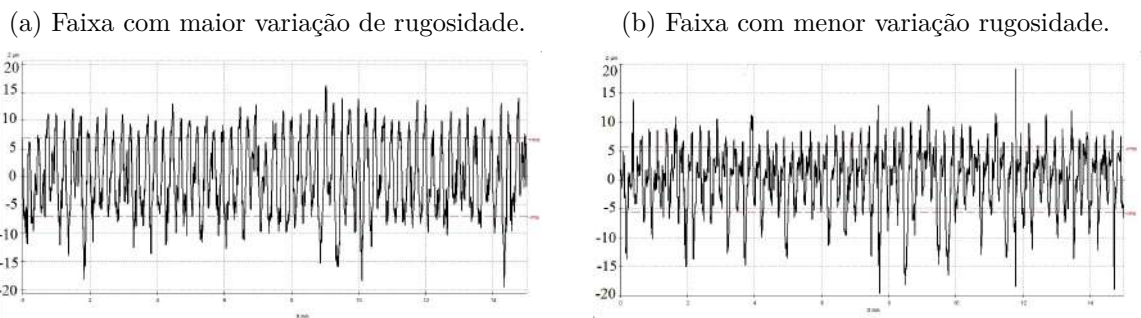
Considerando a superfície de alumínio, é bem conhecido que as superfícies de óxidos metálicos são muito reflexivas para a radiação infravermelha. Para medições de temperatura usando câmeras térmicas, pode ser uma preocupação séria. Para o caso da câmera CCD utilizada, no entanto, os padrões de speckle devido ao laser incidente de 532 nm é o sinal mais importante no sensor CCD. A radiação infravermelha emitida pelo corpo quente pode ser entendida como uma radiação de fundo, de intensidade desprezível, uma vez que o padrão de speckle possui maior intensidade em comparação com a radiação térmica emitida pela amostra, sendo a câmera CCD utilizada mais sensível à radiação visível.

Figura 35 – Topografia da Amostra A_2 - faixa com maior variação de rugosidade.



Fonte – Elaborada pela autora com o uso do Microscópio confocal.

Figura 36 – Perfil de faixas da amostra A_2 .



Fonte – Elaborada pela autora com o uso do Microscópio Confocal.

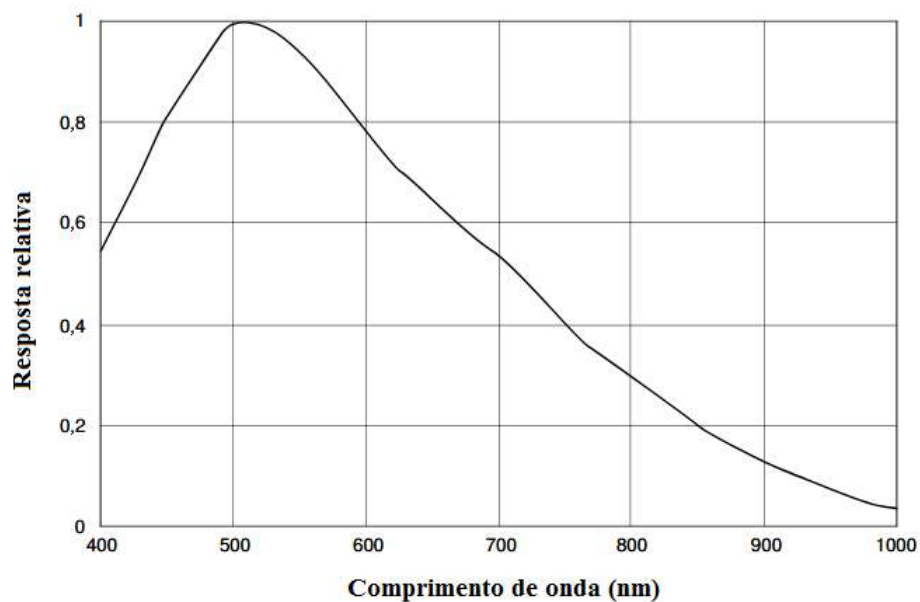


Figura 37 – Sensibilidade Espectral característica da câmera CCD utilizada.

Para a obtenção dos padrões de speckle, as superfícies de todas as amostras foram iluminadas com uma luz coerente gerada por um laser de comprimento de onda de 532 nm (laser verde) ou de 650 nm (laser vermelho), ou ambos, dependendo do experimento. Vale

registrar que uso do laser de 650 nm se deu devido a o questionamento de um árbitro do trabalho (DIAS et al., 2017). O laser incidiu na superfície com um ângulo de incidência de 45 °C. A câmera CCD fez a captação de um vídeo, numa velocidade de 30 *frames* por segundo (fps), posicionada normal à superfície, e um sistema de processamento. Uma área de aproximadamente 1 cm² da superfície da amostra é iluminada pelo laser (sem o uso da lente colimadora, pois este valor diminui com o uso da lente).

Para os experimentos com movimento da amostra e com a variação de temperatura, a câmera CCD gerou um vídeo e, a partir dele, foram extraídas as imagens a partir do vídeo, com o auxílio do software Virtual Dub[®]. Para o experimento com amostra em repouso, a câmera CCD capturou uma imagem de cada uma das superfícies analisadas.

4.2.3 Processamento de Imagens

Após a captura das imagens digitais do padrão do speckle, foi feito o processamento das imagens referentes a cada um dos trabalhos propostos. As imagens foram processadas num computador com processador Intel Core i7, com 16 Gb RAM de memória. Cada estudo realizado envolveu a análise de alguns parâmetros, como será detalhado a seguir:

1. Para o cálculo dos parâmetros dimensão fractal e lacunaridade: utilizou-se o software ImageJ[®] (RASBAND, 1997-2014), com o plugin Fraclac (KARPERIEN, 1999-2003).
2. Para o cálculo do parâmetro correlação: utilizou-se o software ImageJ[®] (RASBAND, 1997-2014), com o plugin Image CorrelationJ (CARRASCO, 2005-2008).
3. Para o cálculo do limiar para a segmentação entrópica via entropia de Tsallis: a obtenção deste parâmetro foi realizada em duas etapas. Primeiramente, as imagens digitais (em formato jpg) foram convertidas para o formato de texto (txt) com o auxílio do software ImageJ[®] (RASBAND, 1997-2014). Em seguida, foi implementado um programa no software MATLAB[®], seguindo o algoritmo proposto por Albuquerque et al. (2004), para a obtenção do limiar.
4. Para a medição de temperatura: as temperaturas foram medidas com auxílio de dois termopares (fixados no interior da amostra). O software Masterlogger[®] foi utilizado para a aquisição das temperaturas a cada 10 segundos (taxa máxima).

Quanto ao tempo de processamento, para o cálculo da dimensão fractal e lacunaridade teve um tempo computacional de 26 segundos para cada imagem de tamanho 720 × 480 pixels (usando o DBC para 12 escalas e 100 orientações). O cálculo da lacunaridade através do algoritmo Sliding Box teve tempo computacional de 48 segundos para cada imagem. O processamento da correlação levou cerca de 10 segundos para uma sequência de comparação com 6 imagens. Para o cálculo do limiar na segmentação entrópica, cada

imagem foi processada em cerca de 2,26 segundos. Vale ressaltar que, o volume de imagens, em cada experimento, é alto (em média, 2200 imagens quando utilizada a velocidade $v_1 = 0,23$ cm/s, e 1500, para $v_2 = 0,33$ cm/s).

4.3 Experimentos

Este estudo realizou diversos experimentos, todos eles no Instituto de Ciências Exatas (ICEEx) - UFF. Os experimentos envolvendo medição da peça estática e em movimento foram realizados no Laboratório de Óptica do ICEEx, os experimentos que envolveram o uso da chapa aquecedora foram realizados na oficina do ICEEx.

Todos os experimentos foram feitos com o objetivo de gerar e capturar o padrão de speckle da superfície metálica a ser analisada. No total, foram realizados três tipos de experimentos, alguns deles foram realizados mais de uma vez, com mesma montagem, variando apenas alguma variável (por exemplo, alteração da velocidade em que a amostra se movimenta, ou alteração do tipo de laser usado). A seguir, será detalhado cada um dos experimentos.

4.3.1 Experimento com a amostra em repouso, sem variação de temperatura.

Cada umas das sete amostras foi fixada em um suporte (Figura 38b) e iluminada por um feixe de laser incidindo na amostra sob um ângulo de 45° , com a ajuda de espelhos. A luz propagada na direção normal foi capturada pela câmera CCD monocromática, com resolução de 1240×728 pixels, no plano de difração. A imagem obtida representa o padrão de speckle da amostra e foi armazenada para posterior processamento. O experimento foi reproduzido duas vezes: com laser verde (no caso, 532 nm) e, em seguida, com laser vermelho (650 nm). A intensidade do laser foi ajustada a fim de não haver saturação do sensor da câmera e espelhos foram utilizados para direcionar o feixe, de forma a garantir o ângulo de incidência de 45° . Nas Figuras 38 e 39 estão ilustrados o esquema deste experimento, bem como sua montagem.

4.3.2 Experimento com a amostra em movimento.

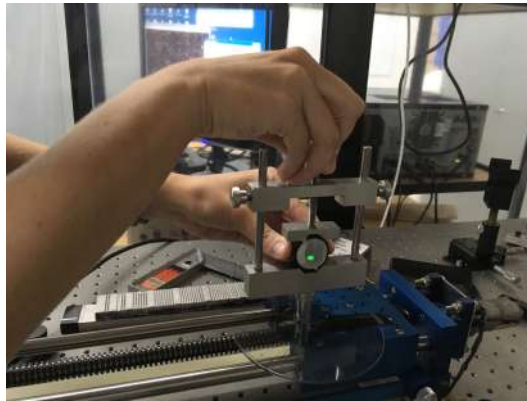
Para a movimentação da amostra foi utilizado o equipamento descrito na Seção 4.1.4. Para alguns experimentos, foram utilizadas duas velocidades $v = 0,23$ cm/s e $v = 0,33$ cm/s. Para outros, apenas a velocidade $v = 0,23$ cm/s. Ao equipamento foi acoplado um suporte para fixar a amostra (o mesmo suporte usado para fixar a amostra em repouso), como pode ser visto na Figura 29. Devido o tamanho do equipamento, apenas 17 cm da amostra foi medido.

Figura 38 – Montagem do experimento no Laboratório de Óptica.

(a) Ajuste dos espelhos e câmera CCD.

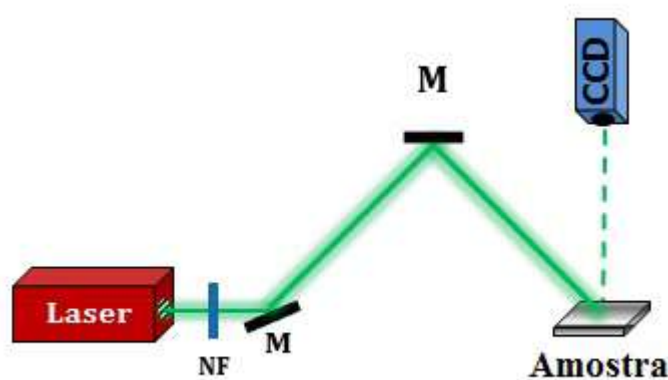


(b) Fixação da amostra.



Fonte – Elaborada pela autora.

Figura 39 – Esquema experimental do laser incidindo sobre a superfície em repouso.

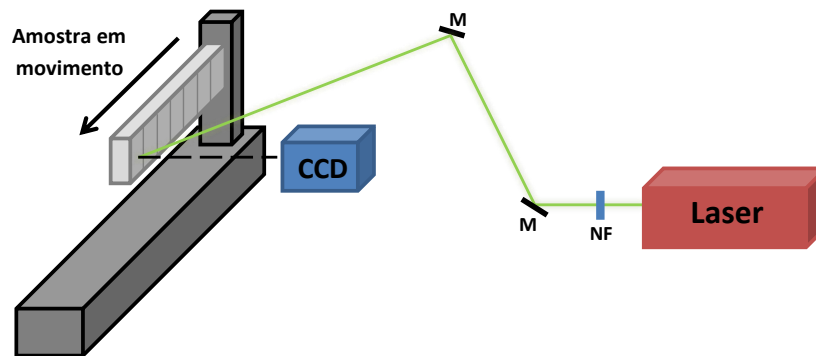


Fonte – Elaborada pela autora.

O feixe de laser incidiu na amostra da mesma forma como descrito no experimento descrito na Seção 4.3.1, com a distinção de que, como a amostra se movimenta, o feixe incide sobre vários pontos da amostra (Figura 40). Entretanto, neste experimento a captação da imagem do padrão de speckle ocorreu com a gravação de um vídeo, a uma taxa de 30 fps. No formato de vídeo, cada frame tem tamanho 720×480 pixels, e ao extrair cada frame, através do software Virtual Dub[®], a imagem capturada mantém o tamanho original de cada frame e, então, é processada, como descrito na Seção 3.5. Assim, obtém-se as imagens digitais de padrão de speckle, que foram associadas a uma posição específica da amostra.

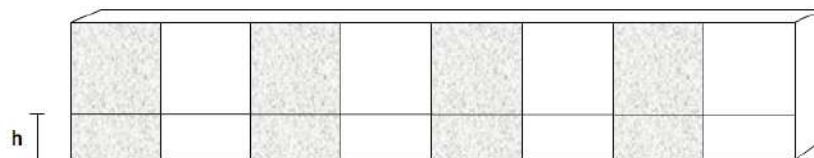
Uma área de aproximadamente 1 cm^2 da superfície da amostra é iluminada pelo laser (sem o uso da lente colimadora, pois este valor diminui com o uso da lente). Com a amostra em movimento, para cada instante t de tempo, uma posição $s(t)$ da amostra será iluminada e tem-se, portanto, imagens de toda a superfície da amostra em uma altura h , como ilustrado na Figura 41.

Figura 40 – Esquema de Incidência do laser e captação das imagens com a peça em movimento.



Fonte – Elaborada pela autora.

Figura 41 – Ilustração do esquema experimental (região de incidência do laser com a amostra em movimento).



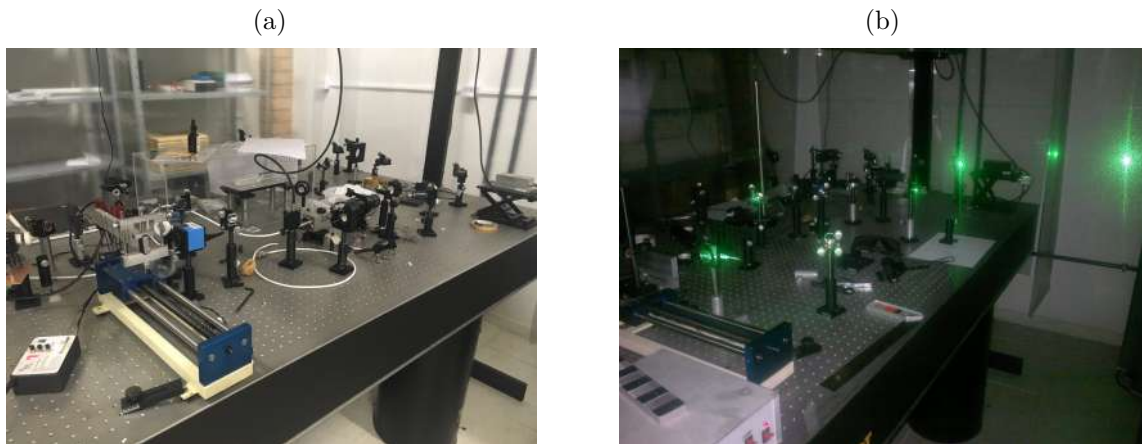
Fonte – Elaborada pela autora.

Todo o experimento foi montado sobre uma mesa óptica com o objetivo de minimizar a influência de vibrações nas medidas obtidas. A montagem completa do experimento pode ser vista na Figura 42, onde é apresentado o experimento já finalizado. Observa-se que para a medição das três amostras foi utilizada a mesma montagem, porém alguns dados foram obtidos utilizando-se uma lente convergente biconvexa de 100 mm para diminuir o diâmetro do feixe de laser (focalização) que atinge a superfície, e outros dados foram obtidos sem o uso desta lente. O objetivo desta medição foi o de avaliar a influência da área iluminada na detecção da variação da rugosidade.

4.3.3 Experimento com a amostra em repouso e variação de temperatura

Este experimento foi montado para capturar as imagens do padrão de speckle da superfície enquanto a mesma se resfriava. Além das imagens, foi necessário montar o experimento de forma a permitir a aquisição da temperatura da superfície da amostra. Para melhorar a precisão do valor medido de temperatura da amostra, em relação ao valor real da temperatura, foram feitos dois pequenos furos longitudinais na amostra, e neles posicionado os termopares, de forma a garantir que eles ficassem o mais próximo possível da região de incidência do laser. Embora este esquema não meça com exatidão a temperatura da superfície, a medição é muito próxima da real, uma vez que os termopares

Figura 42 – Montagem completa do Experimento no Laboratório de Óptica do ICEx.

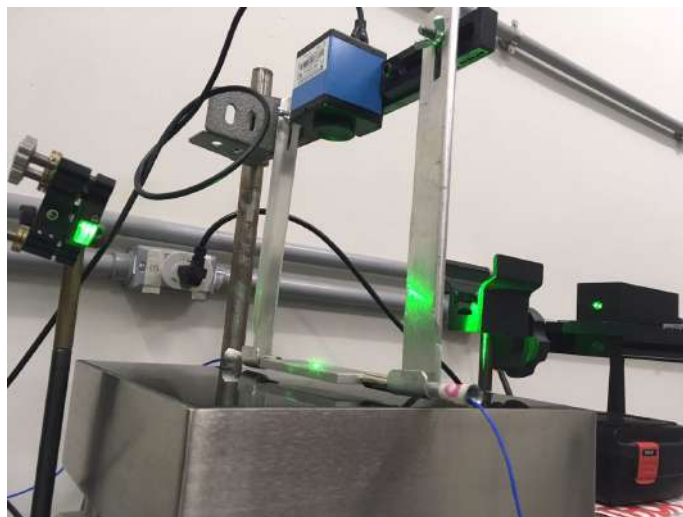


Fonte – Elaborada pela autora.

estão dentro da amostra de alumínio e perto da superfície na região que foi iluminada pelo laser. Apesar das diferenças entre a temperatura real e a medição, os efeitos estudados neste trabalho estão concentrados na variação de temperatura detectada pelos termopares.

Uma haste foi construída especialmente para este experimento, permitindo que a amostra fosse suspensa no momento da medição (evitando troca de calor por condução entre ela e a chapa aquecedora). Esses aparatos podem ser vistos na Figura 43.

Figura 43 – Destaque para a haste que suspende a amostra e a fixação dos termopares.



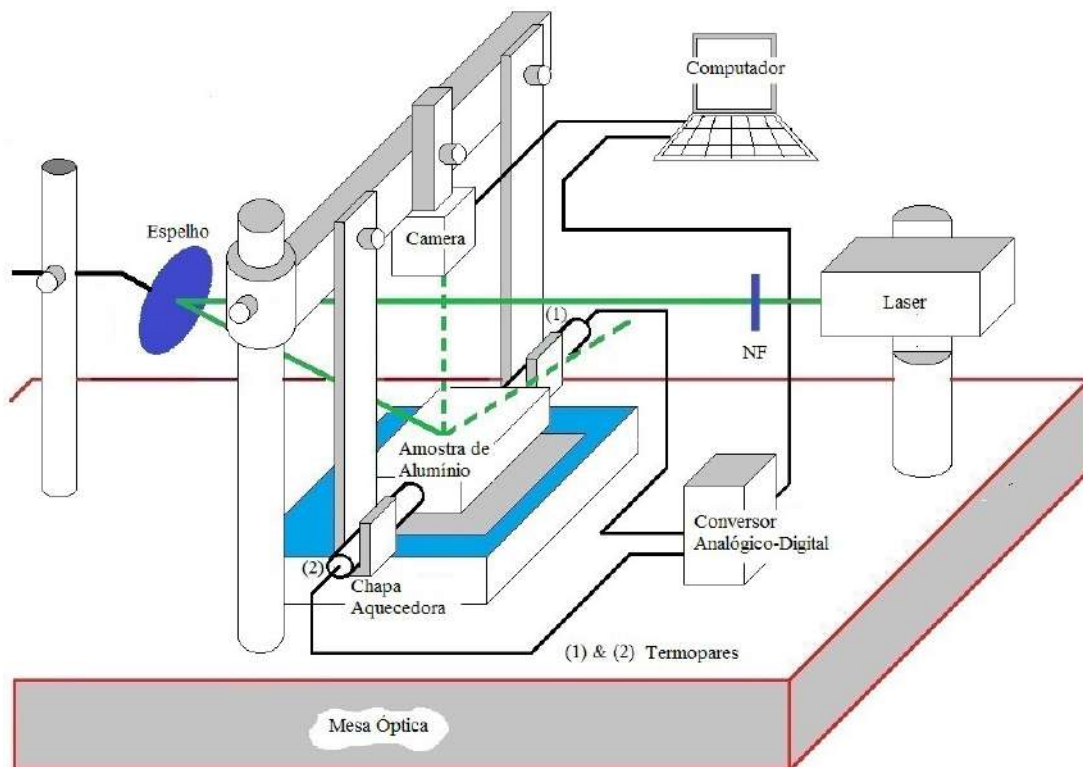
Fonte – Elaborada pela autora.

Na Figura 44 pode ser visto o esquema experimental da montagem do experimento e, na Figura 45, é mostrado o experimento real, finalizado. Os termopares foram conectados a um conversor analógico-digital (Datalogger[®] A202), permitindo o acesso às temperaturas pelo software Masterlogger[®], que monitora e grava a temperatura em função do tempo.

Assim, todos os valores de temperaturas utilizados neste estudo são, na verdade, a média aritmética das temperaturas dos dois termopares utilizados.

Uma câmera CCD foi fixada em uma outra haste, a 10 cm da amostra suspensa, na direção normal, que é aquela iluminada pelo laser no centro da superfície. Por não possuir lente, a luz refletida chega diretamente ao sensor CCD, captada no plano de difração. A taxa de aquisição de imagens foi configurada em 30 fps.

Figura 44 – Configuração do experimento (esquema).



Fonte – Dias et al. (2019).

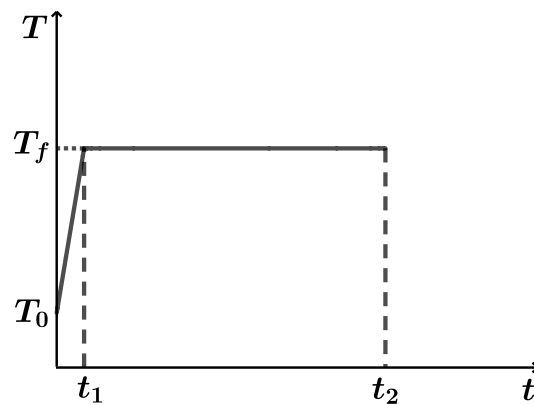
Para gerar os padrões de speckle, um laser DPSS com comprimento de onda de 532 nm (laser verde) foi utilizado. Para obter melhor ajuste da intensidade do laser e evitar saturação, foram utilizados filtros neutros de densidade (ND) 30 A e 6 A, com densidade óptica (OD) igual a 3 e 0,6, respectivamente. Dessa forma, os padrões de speckle foram gerados, observados e digitalizados, pela câmera CCD.

A chapa foi programada para realizar seu aquecimento seguindo a curva apresentada na Figura 46, onde T_0 é a temperatura ambiente e T_f é a temperatura final. Para este experimento foi considerado $t_1 = 5$ minutos e $t_2 = 65$ minutos. Isso significa que a chapa levou 5 minutos para atingir a temperatura máxima T_f e então permaneceu nesta temperatura por mais 60 minutos. Este procedimento foi adotado a fim de assegurar uma estabilização da temperatura. Após este tempo, a chapa é desligada e o experimento se inicia com a captura de um vídeo com os padrões de speckle enquanto há o resfriamento da amostra.

Figura 45 – Configuração do experimento (real).



Fonte – Elaborada pela autora.

Figura 46 – Programa de aquecimento da chapa (temperatura \times tempo).

Fonte – Elaborado pela autora.

5 Estudo de parâmetros fractais em imagens do padrão de speckle para detecção de variação de rugosidade.

Neste capítulo é apresentada a investigação dos parâmetros dimensão fractal e lacunaridade com o objetivo de relacioná-los à rugosidade de uma superfície metálica em repouso e/ou em movimento. Propor técnicas que possam caracterizar uma superfície em movimento é prática relevante, uma vez que podem simular, por exemplo, uma linha de produção de uma fábrica. Para a obtenção dos dados foram realizados os experimentos descritos nas Seções 4.3.1 e 4.3.2.

5.1 Análise da dimensão fractal de imagens do padrão de speckle de uma superfície em movimento.

Corrêa et al. (2013) propôs uma técnica para a caracterização de superfícies metálicas rugosas em repouso, mostrando que existe uma correlação entre a dimensão fractal da imagem do padrão de speckle de uma superfície e sua rugosidade. A fim de expandir tal resultado, investigou-se a possibilidade de caracterizar a rugosidade de uma superfície, estando ela em movimento, através do cálculo da dimensão fractal da imagem do padrão de speckle, ou seja, investigou-se a possibilidade de detectar a variação de rugosidade de uma superfície que está em movimento.

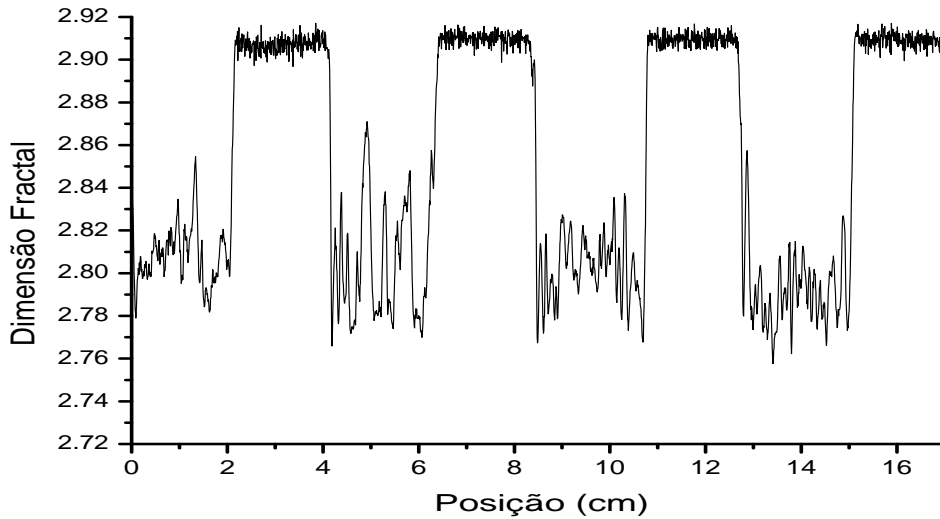
As amostras utilizadas para a medição estão especificadas na Seção 4.1.2, e denominadas A_1 , A_2 e A_3 . A descrição do experimento para a captura das imagens digitais dos padrões de speckle de cada amostra foi apresentada na Seção 4.3.2 e o processamento das imagens para a obtenção do valor da dimensão fractal foi descrito na Seção 4.2.3.

5.1.1 Resultados e discussão

Primeiramente, as amostras A_1 , A_2 e A_3 foram colocadas em movimento, numa velocidade constante $v_1 = 0,23$ cm/s. A dimensão fractal das imagens do padrão de speckle da superfície para cada posição s foi calculada utilizando-se o método DBC, descrito na Seção 3.3.1, através do software ImageJ® (RASBAND, 1997-2014), utilizando 12 escalas e 100 orientações distintas. Estes resultados foram obtidos colocando-se uma lente convergente biconvexa de 100 mm, diminuindo, portanto, a região iluminada pelo laser. A lente foi posicionada antes do laser incidir na amostra.

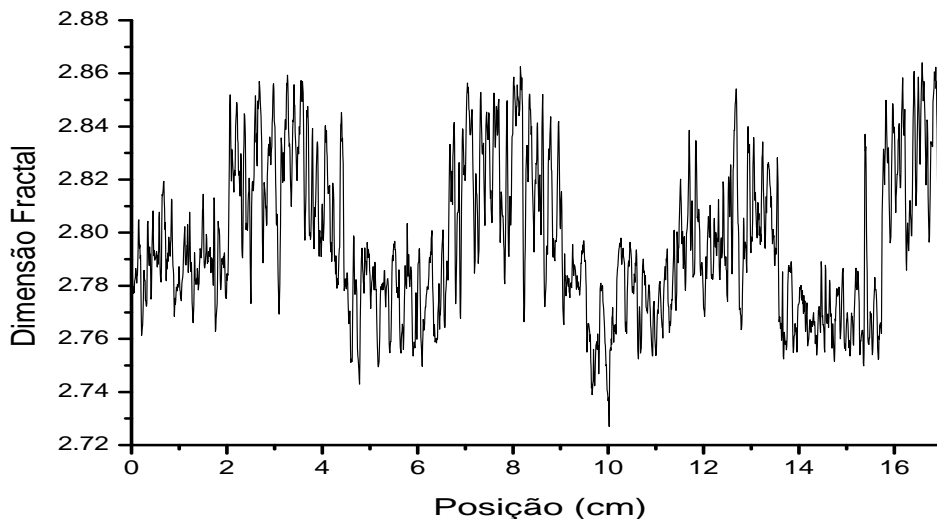
Nas Figuras 47, 48 e 49 é mostrada a dimensão fractal em função da posição das amostras A_1 , A_2 e A_3 , respectivamente, utilizando a velocidade v_1 .

Figura 47 – Dimensão Fractal em função da posição na amostra A_1 , com velocidade $v_1 = 0,23$ cm/s



Fonte – Elaborado pela autora.

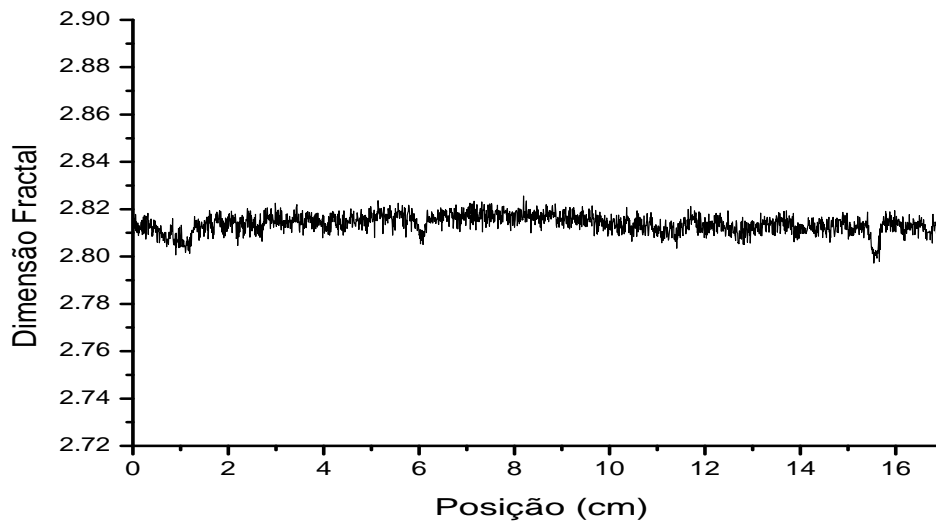
Figura 48 – Dimensão Fractal em função da posição na amostra A_2 , com velocidade $v_1 = 0,23$ cm/s



Fonte – Elaborado pela autora.

Percebe-se que a dimensão fractal consegue detectar a variação de rugosidade entre as faixas das amostras A_1 e A_2 . Além disso, comparando os resultados apresentados nas

Figura 49 – Dimensão Fractal em função da posição na amostra A_3 , com velocidade $v_1 = 0,23$ cm/s



Fonte – Elaborado pela autora.

Figuras 47 e 48, é possível perceber que a variação dos valores da dimensão fractal é maior na amostra A_1 do que na amostra A_2 . Uma justificativa para este fato é que, sendo sensível à variação de rugosidade, o parâmetro tem maior variação quando a amostra apresenta também maior variação, o que é o caso da amostra A_1 , em relação à amostra A_2 .

Na análise da amostra A_1 (Figura 47), a variação da dimensão fractal permite a visualização das distintas faixas, pois há grande variação de rugosidade entre elas. Além disso, a variação dos valores da dimensão fractal em cada uma das faixas está de acordo com o tipo de superfície. Por exemplo, nas faixas pintadas de azul - faixas pares, nas quais a rugosidade apresenta menor variação, os valores da dimensão fractal variam entre 2,88 e 2,92 entre as faixas, ou seja, uma variação de 0,04, enquanto nas faixas com maior rugosidade (as faixas não pintadas de azul - faixas ímpares), os valores da dimensão fractal variam entre 2,75 e 2,85, ou seja, apresentam uma variação maior. Isto sugere que o parâmetro dimensão fractal é sensível à variação de rugosidade da superfície, estando ela em movimento.

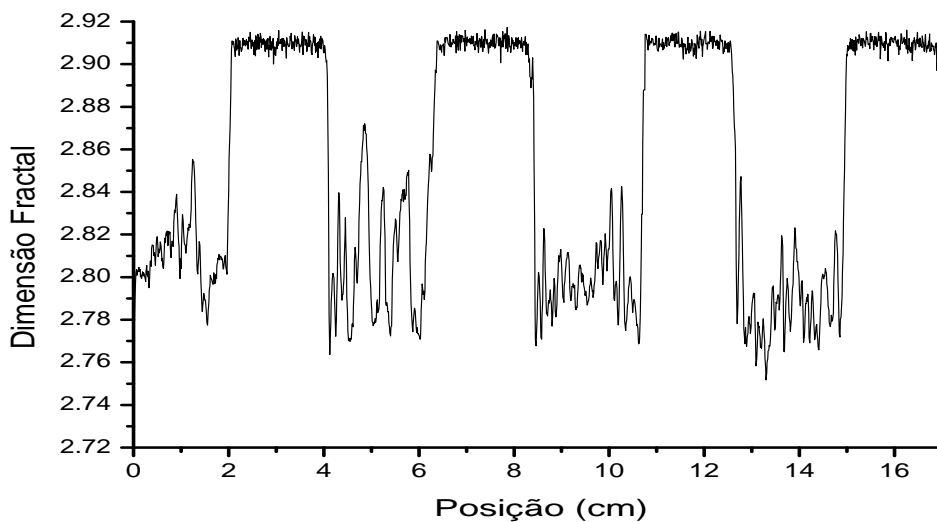
Os valores de dimensão fractal obtidos na amostra A_2 também permitem identificar a variação de rugosidade da superfície. Da mesma forma que a análise de A_1 , é possível identificar que a faixa de valores na qual a dimensão fractal oscila é distinta para cada faixa. Entretanto, como a rugosidade de A_2 varia menos do que A_1 (veja Figuras na Seção 4.2.1), os valores obtidos para a dimensão fractal também oscilam entre um intervalo menor de valores.

No caso da amostra A_3 (Figura 49), onde não há faixas com variação de rugosidade,

foi possível verificar que os valores da dimensão fractal oscilam apenas entre os valores 2,79 e 2,83, ou seja, uma variação de apenas 0,04. A peça, por ter uma superfície metálica que não passou por nenhum processo, apresenta o acabamento comercial, à exceção de alguns poucos riscos de manuseio, e, portanto, a dimensão fractal não detecta variação de rugosidade, pois não existe tal variação.

A fim de estudar a influência do parâmetro velocidade na detecção da variação de rugosidade das amostras, o experimento foi repetido para as amostras A_1 , A_2 e A_3 , alterando a velocidade de movimento, que foi ajustada para $v_2 = 0,33$ cm/s. Nas Figuras 50 e 51 são mostrados os resultados da dimensão fractal em função da posição para as amostras A_1 e A_2 , respectivamente. Neste experimento manteve-se o uso da lente convergente.

Figura 50 – Dimensão Fractal em função da posição na amostra A_1 , com velocidade $v_2 = 0,33$ cm/s

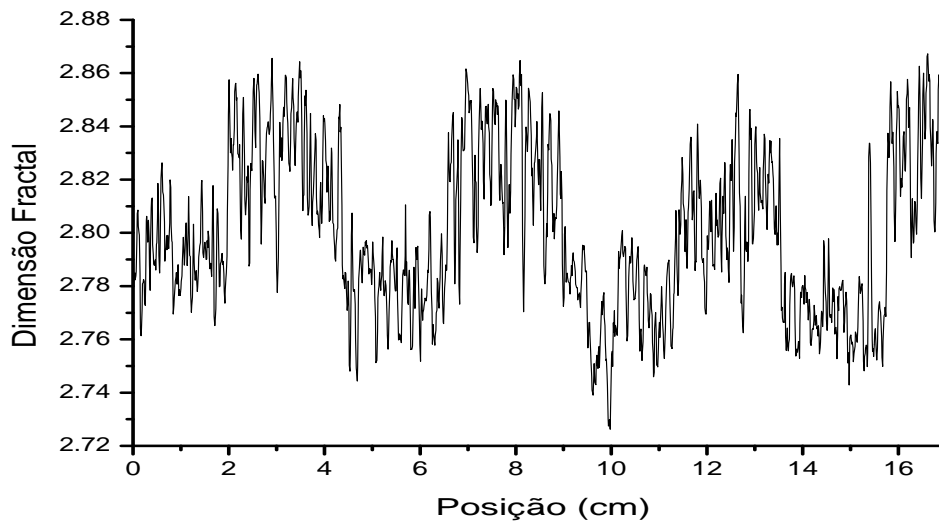


Fonte – Elaborado pela autora.

Uma análise comparativa dos resultados mostra que, mesmo com o aumento da velocidade, ainda é possível identificar a variação de rugosidade das amostras A_1 e A_2 . Os resultados referentes a amostra A_3 foram análogos aos resultados com a velocidade v_1 , ou seja, não houve significativa variação da dimensão fractal, uma vez que a amostra não possui grande variação de rugosidade. Além disso, mesmo com o aumento da velocidade, os valores da dimensão fractal nas regiões menos rugosas se mantiveram na mesma ordem.

Comparando-se os gráficos das Figuras 47 e 50, é possível concluir que para ambas as velocidades é possível detectar as regiões de maior ou menor rugosidade da peça, ou seja, não é necessário uma velocidade específica para que a dimensão fractal consiga detectar a variação de rugosidade. Vale ressaltar, entretanto, que não foi possível medir a rugosidade

Figura 51 – Dimensão Fractal em função da posição na amostra A_2 , com velocidade $v_2 = 0,33$ cm/s



Fonte – Elaborado pela autora.

de cada uma das faixas com o equipamento disponível e, mesmo sendo capaz de detectar a variação de rugosidade, não foi possível construir uma curva de calibração relacionando a rugosidade da superfície com a dimensão fractal do padrão de speckle da superfície em movimento. Os resultados obtidos são uma prova de princípio.

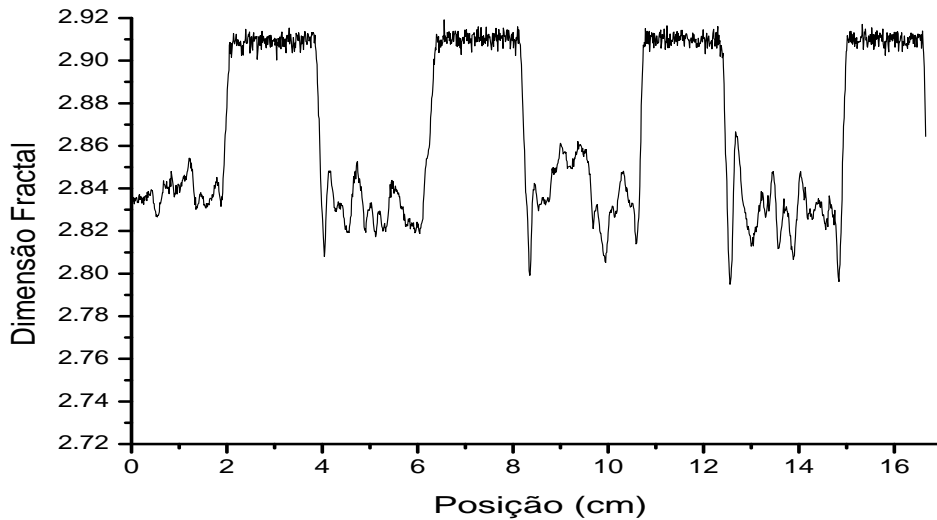
Ainda sobre a mudança na velocidade em que a amostra se movimenta, é necessário observar que o vídeo do padrão de speckle foi feito utilizando a maior taxa de aquisição da câmera (30 fps) e, quando se aumentou a velocidade, mantendo a taxa de aquisição do vídeo, houve uma diminuição no número de frames. No caso da amostra A_1 , ao realizar o experimento com a velocidade v_1 , um total de 2329 imagens foram geradas através de um vídeo com 1 minuto e 15 segundos. Já para o experimento com velocidade v_2 , um total de 1598 imagens foram geradas através de um vídeo de 51 segundos. Com o aumento da velocidade v_1 para v_2 (aumento de aproximadamente 45% da velocidade), o número de posições frames analisados diminuiu cerca de 45%.

Um outro aspecto investigado nos experimentos foi com relação a utilização da lente convergente biconvexa. Tal lente tem a propriedade de focalizar o feixe de laser na superfície, diminuindo sua área de análise. Os resultados apresentados até aqui foram realizados com o uso de tal lente. A seguir, será apresentado um resultado obtido pelo experimento sem o uso da lente.

Observe as Figuras 47 e 52. Ambas exibem os valores da dimensão fractal da amostra A_1 em movimento, com a diferença de que na primeira, o experimento foi realizado com a lente convergente e, na segunda, foi realizado sem a lente convergente. A mesma análise

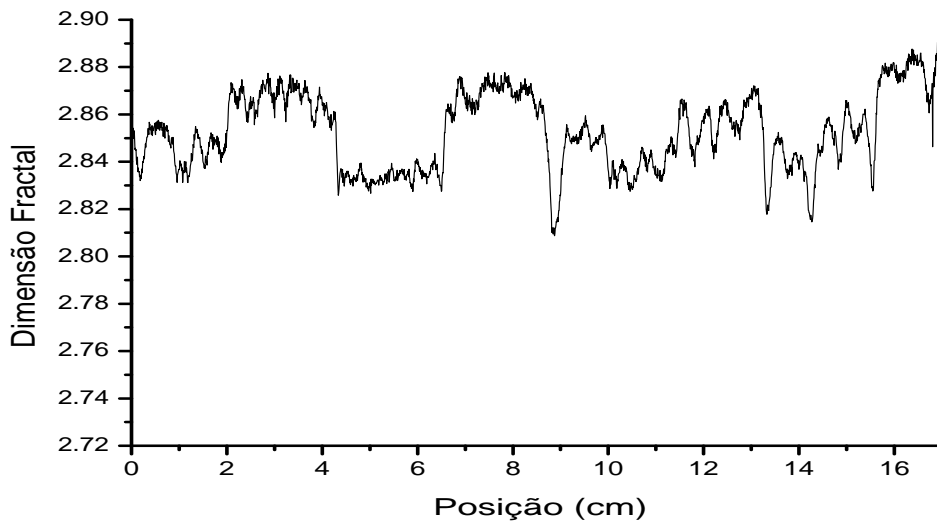
pode ser feita comparando-se as Figuras 48 e 53, agora com a amostra A_2

Figura 52 – Dimensão Fractal em função da posição na amostra A_1 , com velocidade $v_1 = 0,23$ cm/s e experimento realizado sem lente convergente.



Fonte – Elaborado pela autora.

Figura 53 – Dimensão Fractal em função da posição na amostra A_2 , com velocidade $v_1 = 0,23$ cm/s e experimento realizado sem lente convergente.



Fonte – Elaborado pela autora.

Em ambos os gráficos pode-se concluir que a dimensão fractal detecta a variação de rugosidade. Com e sem o uso da lente convergente obtivemos um resultado bastante satisfatório, com uma grande variação no valor da dimensão fractal nas posições onde houve mudança das faixas pintadas de azul e as faixas mais rugosas.

Nota-se, entretanto, que com o uso da lente convergente essa “mudança de faixa” é percebida de forma mais nítida (pois há maior variação no valor da dimensão fractal) e uma explicação para essa distinção é a de que, com o uso da lente para diminuir a área da superfície iluminada, há maior distinção sobre a área na qual o laser ilumina (se é a faixa azul ou a faixa mais rugosa). No caso da não utilização da lente, quando analisa-se a posição p da superfície, o laser pode iluminar ambas as faixas.

Este estudo mostra que a dimensão fractal pode ser também utilizada para caracterizar superfícies metálicas que se encontram em movimento. O resultado apresenta-se melhor à medida que tem-se uma maior variação da rugosidade na superfície e maior quantidade de informação.

Vale ressaltar ainda, com relação à velocidade, que a perda de informação com o aumento da mesma pode ser solucionada, por exemplo, com a realização do experimento com uma câmera CCD com maior frequência.

Este resultado amplia os resultados obtidos por Corrêa et al. (2013), aplicada em superfícies metálicas em repouso, e tem grande relevância por ser um resultado inédito e poder ser aplicado numa simulação de linha de produção, por exemplo.

5.2 Análise da lacunaridade de imagens do padrão de speckle de uma superfície em repouso e em movimento

Com os resultados obtidos em Corrêa et al. (2013) e na Seção 5.1, vislumbrou-se a possibilidade de investigar outros parâmetros fractais para a caracterização de uma superfície. Dessa forma, escolheu-se o parâmetro lacunaridade, apresentado na Seção 3.3.2, para realizar um estudo inédito. Os resultados aqui descritos já foram publicados¹ na revista *Physica A* (Apêndice A).

Este estudo contou com a realização de dois experimentos. O primeiro teve como objetivo correlacionar a lacunaridade, obtida a partir da imagem digital do padrão de speckle, com a rugosidade da superfície. Para isso foi realizado o experimento descrito na Seção 4.3.1, com as sete amostras (Seção 4.1.1) em repouso, e todo o processamento de imagens. Além disso, foram medidas, com o Microscópio Confocal Leica® DCM3D, as respectivas rugosidades médias (R_a) de cada uma das sete amostras.

O segundo experimento investigou se o parâmetro lacunaridade é capaz de identificar variação de rugosidade numa amostra em movimento. As etapas realizadas seguiram o descrito na Seção 4.3.2. Para os dois experimentos (amostra em repouso e em movimento), o experimento foi repetido para lasers com comprimentos de onda distintos (verde - 532 nm

¹ DIAS, M. R. B. et al. Lacunarity study of speckle patterns produced by rough surfaces. *Physica A*, v. 486, p. 328–336, 2017.

e vermelho = 650 nm) e velocidade $v_1 = 0,23$ cm/s.

5.2.1 Resultados e discussão

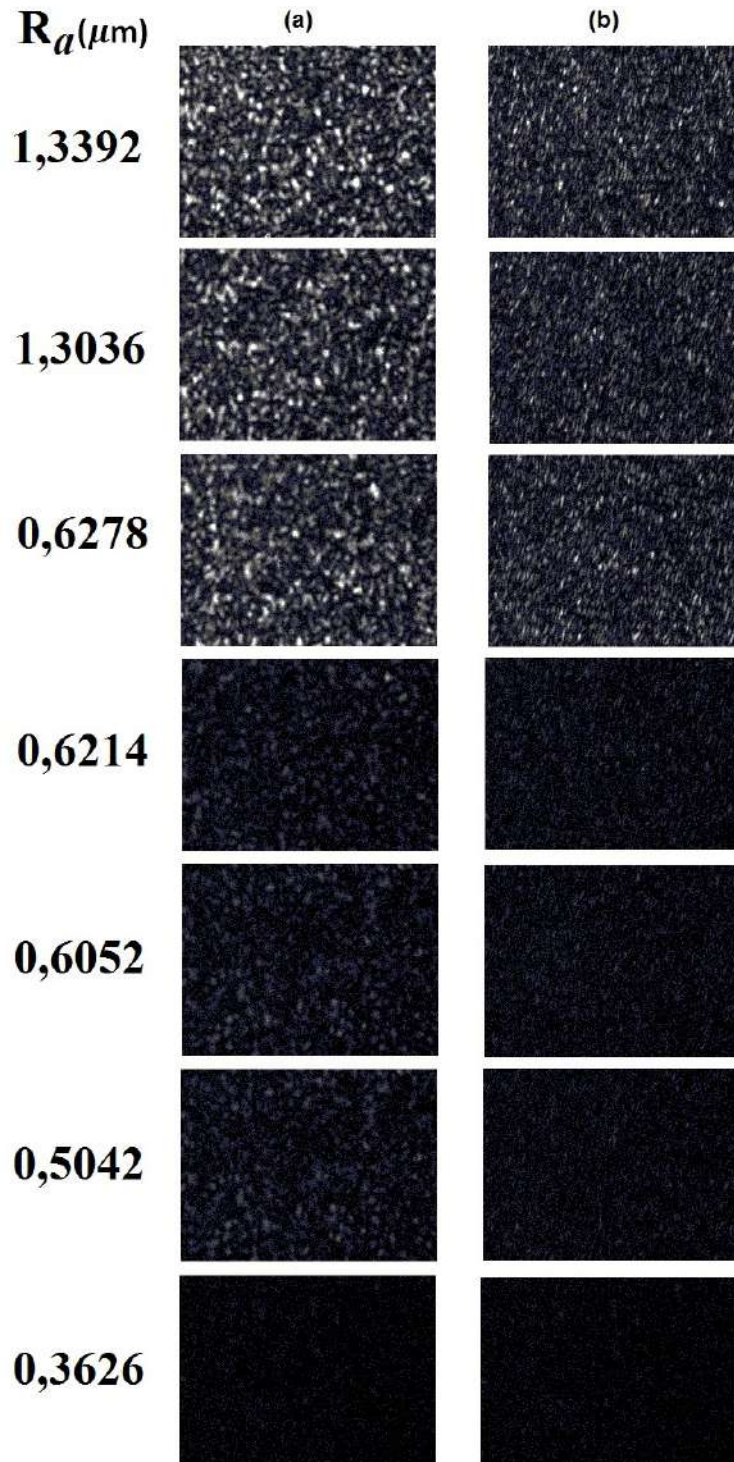
Em relação ao experimento com as amostras em repouso, foi estudada a relação entre a lacunaridade Λ do padrão de speckle como função da rugosidade. A Figura 54 apresenta as imagens digitais dos padrões de speckle de todas as amostras obtidas pelo laser verde e pelo laser vermelho. É possível observar que, em ambos os casos, a distribuição da intensidade é sensível à rugosidade de cada amostra, visto que a distribuição mais intensa refere-se à superfície mais rugosa ($R_a = 1,34$ μm), enquanto que a imagem menos iluminada é produzida pela amostra menos rugosa ($R_a = 0,36$ μm). Note ainda que o comportamento é similar para o laser verde (Figura 54a) e o laser vermelho (Figura 54b), havendo a diferença de que o primeiro produz um padrão de speckle mais iluminado, quando comparado aos padrões de speckle produzidos pelo segundo. Isto ocorre devido ao fato de que o espalhamento depende do comprimento de onda. Além disso, superfícies de alumínio refletem mais na faixa do verde (532 nm) do que na faixa do vermelho (no nosso caso, 650 nm), o que contribui para uma maior luminosidade do padrão de speckle produzido pelo laser verde, em comparação ao produzido pelo laser vermelho, de mesma intensidade.

Os resultados apresentados na Figura 54 estão de acordo com estudos anteriores apresentados em Corrêa et al. (2013) e Sampaio et al. (2011). O espalhamento na direção normal é mais acentuado em superfícies rugosas para laser com ambos os comprimentos de onda. Os padrões de speckle apresentados na Figura 54 foram usados para o cálculo da lacunaridade, como discutido na Seção 3.3.2. O resultado para a Lacunaridade Λ como função da rugosidade é mostrado na Figura 55 (quadrados para o laser verde, triângulos para o laser vermelho), onde é possível perceber claramente a dependência entre os parâmetros lacunaridade e rugosidade, em ambos os lasers. É possível observar que, apesar de ambos os resultados, independente do comprimento de onda do laser, apresentarem comportamento parabólico, há um deslocamento vertical de um para outro.

Um comportamento quadrático também foi observado para a dimensão fractal (D_f) apresentado em Corrêa et al. (2013). Fazendo um ajuste quadrático para estimar uma curva para a lacunaridade obteve-se $\Lambda_{vd}(R_a) = -0,1537R_a^2 + 0,2831R_a - 0,0072$ para o laser verde (linha sólida na Figura 55), com alto grau de confiança ($R^2 = 0,9655$). O mesmo comportamento foi observado para o laser vermelho, onde a curva obtida foi $\Lambda_{vm}(R_a) = -0,1046R_a^2 + 0,1836R_a - 0,0418$, com $R^2 = 0,9287$ (linha tracejada na Figura 55).

Aqui, a diferença se encontra na concavidade da parábola identificada no ajuste, que é negativa para ambos os comprimentos de onda, ao passo que para a dimensão fractal, é positiva (CORRÊA et al., 2013). Observe que Λ_{vd} e Λ_{vm} apresentam resultados próximos

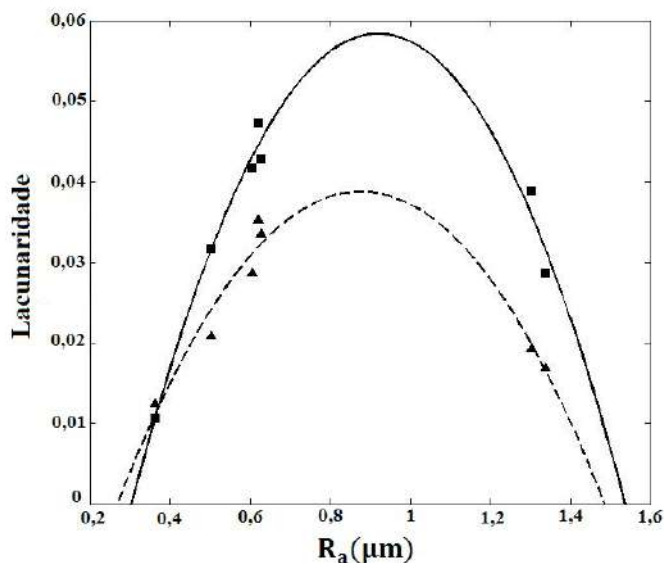
Figura 54 – Padrões de speckle gerados (a) por laser verde e (b) por laser vermelho, das superfícies rugosas com diferentes rugosidades (R_a). A rugosidade R_a de cada imagem está ilustrada à esquerda.



Fonte – Elaborada pela autora.

para rugosidades baixas e uma maior diferença para rugosidades mais altas. Isto pode ser explicado pela diferença nos parâmetros de cada feixe de laser. O laser vermelho tem

Figura 55 – Lacunaridade Λ dos padrões de speckle em função da rugosidade $R_a(\mu m)$.



Fonte – Elaborada pela autora.

um formato elíptico e também uma grande divergência em comparação ao laser verde. Embora ambos tenham sido colocados num mesmo foco, eles iluminaram áreas da amostra levemente distintas, acentuando a diferença do padrão de speckle produzido pela amostra rugosa, onde os espalhadores associados com a rugosidade são maiores. Sendo assim, a condição de iluminação se torna um importante parâmetro para a análise da lacunaridade de padrões de speckle.

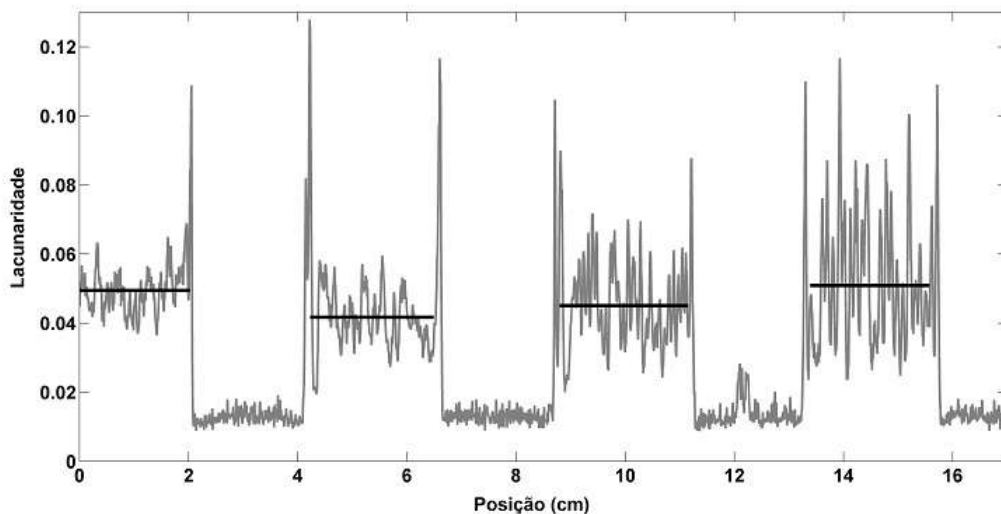
Seguindo este resultado, conclui-se que a Lacunaridade pode ser também explorada para investigar a rugosidade de uma superfície. A partir de uma curva de calibração, produzida a partir de um conjunto de rugosidades conhecidas, o padrão de speckle de uma superfície desconhecida pode ser produzido pelo mesmo aparato óptico do procedimento de calibração. Usando a curva de calibração, a rugosidade média R_a da superfície desconhecida pode ser obtida.

Entretanto, percebe-se que a não injetividade de uma função quadrática pode gerar dúvidas em relação ao valor da rugosidade, a partir de um valor de lacunaridade. Isto pode ser resolvido observando-se o brilho do padrão de speckle, visto que ele pode ser utilizado para decidir qual dos ramos da parábola pertence a lacunaridade obtida pelo padrão de speckle (mais luminosos, maiores rugosidades, e vice-versa). Então, usando a curva de calibração, torna-se possível descobrir a rugosidade da superfície. Vale observar que a medida de rugosidade da superfície obtida por este procedimento está limitada à faixa de rugosidade utilizada para a construção da curva de calibração, bem como às condições de iluminação em que os padrões de speckle foram gerados. Vale a pena mencionar também que, a fim de se obter um processo industrial e assegurar a exatidão do método, a curva

de calibração deve ter um maior número de pontos.

Foi feita também a análise dos resultados obtidos com a amostra em movimento. A Figura 56 mostra a lacunaridade Λ_{vd} como função da posição da amostra A_1 (Seção 4.1.2), que foi iluminada. Cada ponto corresponde à lacunaridade do padrão de speckle produzido pela superfície, na posição iluminada pelo feixe de laser verde.

Figura 56 – Lacunaridade Λ_{vd} do padrão de speckle como função da posição (iluminada pelo feixe de laser verde).



Fonte – Elaborada pela autora.

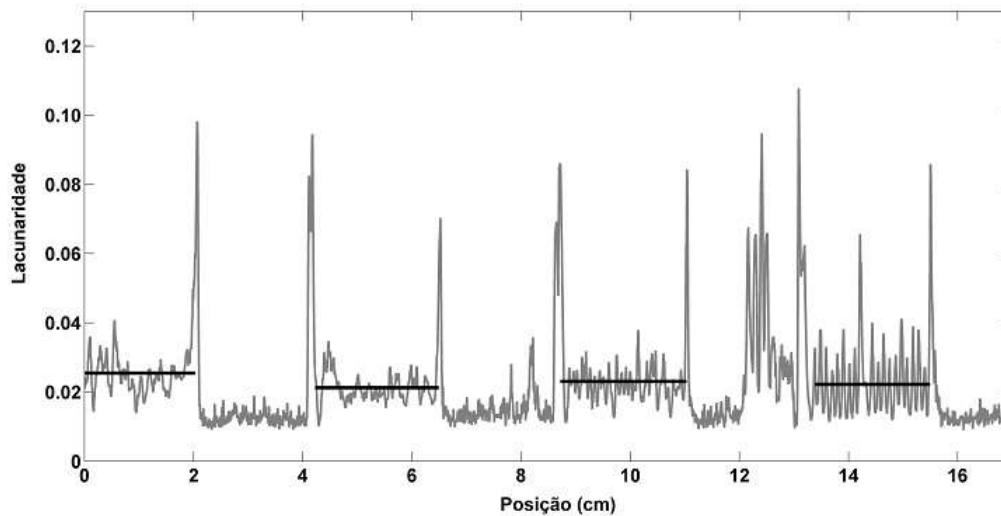
Como pode ser visto na Figura 56, nas regiões da amostra cuja superfície não passou por nenhum processo industrial, o valor da lacunaridade é praticamente constante. Por outro lado, as regiões que foram preparadas com rugosidades maiores é possível observar uma mudança abrupta no valor da lacunaridade em resposta aos defeitos, ou seja, as variações produzidas na superfície rugosa. Observe também que o comprimento das regiões que contém os defeitos (rugosidades altas) estão de acordo com a real extensão das faixas da amostra, o que sugere, portanto, que este procedimento pode ser empregado no monitoramento da qualidade de superfícies rugosas.

De fato, é possível observar, ainda na Figura 56, um pequeno pico na região próxima a 12 cm (região sem processo industrial). Isto se deve a uma pequena ranhura nesta região da amostra. Além disso, o fato de que diferentes regiões possuem diferentes rugosidades pode ser observada na Figura 56, onde os valores médios da lacunaridade $\overline{\Lambda_{vd}}$ de cada região (linhas horizontais) varia dependendo da região. Isto sugere que, realizando uma calibração adequada do padrão de speckle para rugosidades conhecidas, a lacunaridade do padrão de speckle produzido com a superfície em movimento fornece, em princípio, de forma rápida, informação sobre a rugosidade da superfície movida.

O resultado para os padrões de speckle produzidos com laser vermelho estão

ilustrados na Figura 57. Um comportamento similar ao encontrado no experimento com laser verde pode ser observado. Note que as regiões que passaram por processos são claramente identificadas e a lacunaridade média $\overline{\Lambda_{vm}}$ (linhas horizontais) também sugerem uma resposta à variação de rugosidade, exceto na última região (a mais rugosa), onde Λ_{vm} apresentou muita flutuação.

Figura 57 – Lacunaridade Λ_{vm} do padrão de speckle como função da posição (iluminada pelo feixe de laser vermelho).



Fonte – Elaborada pela autora.

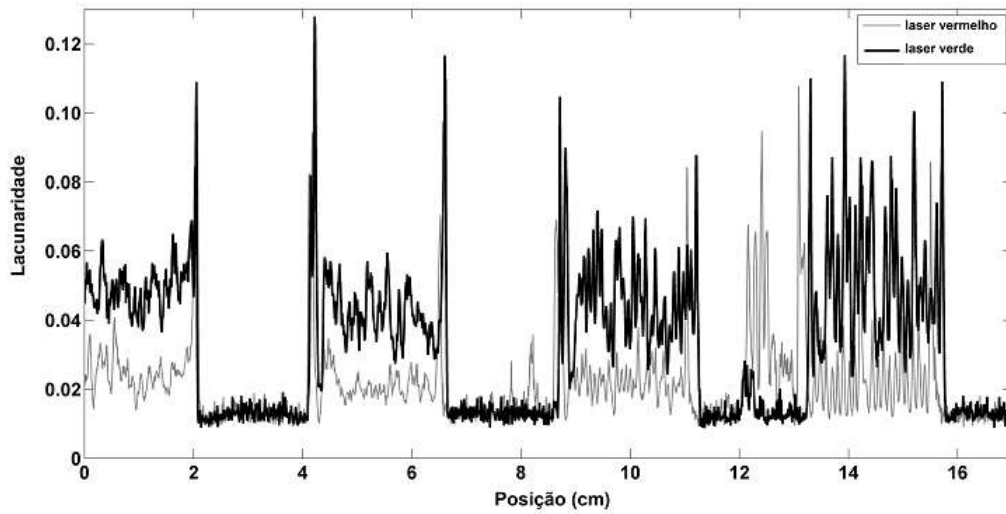
Comparando os resultados de ambos os lasers (Figura 58), é possível inferir que a lacunaridade é sensível à área iluminada (tipo do laser). Para regiões entre 0 e 10cm, a resposta é praticamente a mesma para ambos os lasers, com Λ_{vm} abaixo de Λ_{vd} , o que está de acordo com o resultado estático. Para a região acima de 12 cm, a pequena ranhura na área sem processo industrial é mais acentuada com o laser vermelho, uma vez que ele possui feixe com maior área, perdendo a resolução. Por essa razão, infere-se que o tamanho do feixe de laser é um importante parâmetro a ser considerado e pode aumentar a exatidão do monitoramento pela lacunaridade do padrão de speckle.

Este resultado apresenta uma potencial aplicação no controle de superfícies metálicas em movimento, onde a rugosidade das amostras movidas podem ser praticamente monitoradas de forma online, com um atraso de apenas alguns segundos, ou fração de segundos, dependendo basicamente da potência computacional.

A amostra A_2 (Seção 4.1.2) foi colocada em movimento e a superfície foi iluminada com laser verde. O resultado pode ser visto na Figura 59.

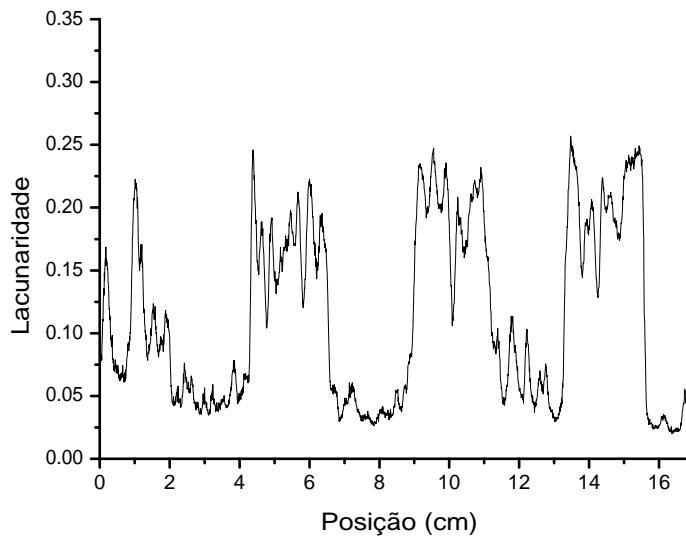
De forma análoga ao resultado obtido pela dimensão fractal, pode-se perceber que, no caso de superfícies com uma variação de rugosidade menor, a variação dos valores da lacunaridade se comportam de forma similar, com menor variação. As fronteiras (onde há

Figura 58 – Comparação dos resultados obtidos com a amostra A_1 e com lasers verde e vermelho.



Fonte – Elaborada pela autora.

Figura 59 – Lacunaridade em função da posição na amostra A_2 , com laser verde.



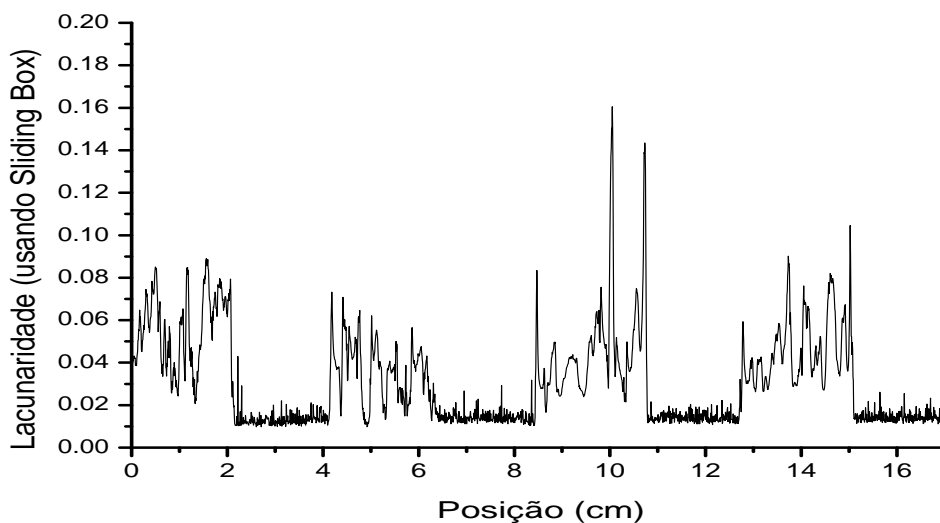
Fonte – Elaborada pela autora.

mudança de faixa) não são tão nítidas se comparada aos resultados vistos na Figura 58. Observe, por exemplo, que há uma mudança de região em torno da posição 8,7 cm (da região 4 para a região 5) em ambos os resultados (Figuras 58 e 59), mas para a amostra A_1 , com maior variação de rugosidade, esta mudança é mais sensível, pois os valores da lacunaridade variam mais. Este fato pode indicar uma limitação do método, que tem sua sensibilidade em regiões com grande variação de rugosidade.

Os resultados até aqui apresentados utilizaram, para o cálculo da lacunaridade, o método computacional Differential Box Counting. Entretanto, como apresentado na Seção 3.3.2, uma outra possibilidade é o cálculo da lacunaridade através da variação do método DBC, conhecido como Sliding Box, que faz uso de caixas que se sobrepõem, para o cálculo da massa M . Levando em conta tal método, realizou-se novo processamento das imagens do padrão de speckle, a fim de investigar a influência do método na identificação de defeitos na superfície em movimento.

Na Figura 60 é ilustrada a lacunaridade, obtida pelo método sliding box, em função da posição da amostra A_2 . Percebe-se que independentemente do método escolhido, a lacunaridade é capaz de identificar as variações da amostra. Entretanto, como fica evidenciado na Figura 61, a lacunaridade é mais sensível à variações quando utiliza-se o método DBC, pois a variação dos valores obtidos é maior (há maior diferença de valores entre as faixas).

Figura 60 – Lacunaridade em função da posição na amostra A_1 , com laser verde, calculada pelo método sliding box.

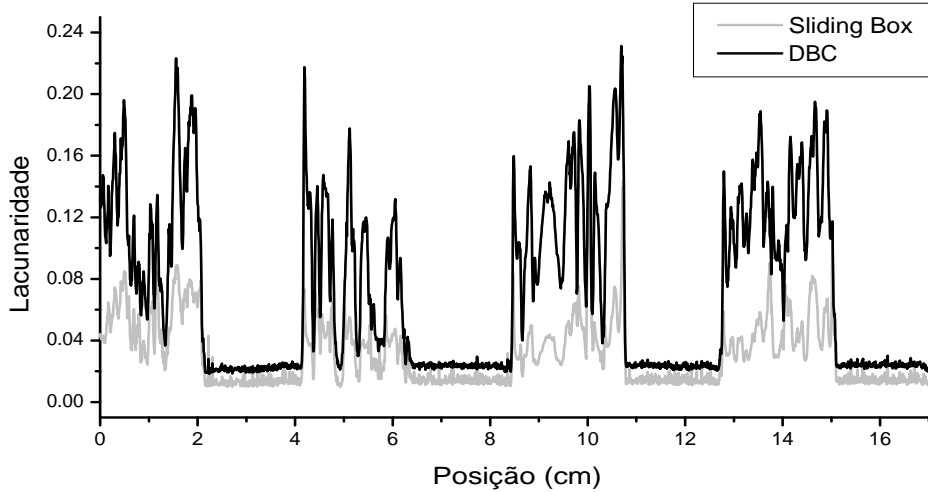


Fonte – Elaborada pela autora.

O estudo desse parâmetro por dois métodos distintos teve como objetivo identificar se a escolha do método altera o tipo de comportamento nos valores da lacunaridade, ou seja, se a identificação de variação de rugosidade de uma peça em movimento depende da escolha do método que se utiliza para o cálculo da lacunaridade. Na Figura 61 é ilustrada uma comparação dos resultados utilizando-se ambos os métodos, o Sliding Box e o DBC, em função da posição da amostra A_1 .

Ambos os métodos utilizados mostram-se eficientes para a detecção da variação da rugosidade da superfície com as peças em movimento. O método Sliding Box apresenta

Figura 61 – Lacunaridade em função da posição da amostra A_1 com o uso dos métodos DBC e Sliding box.



Fonte – Elaborada pela autora.

valores menores e menor variação de valores em relação ao DBC, que apresenta valores maiores em toda posição da peça, bem como uma variação muito superior nas faixas onde há maior variação de rugosidade, o que pode ser interpretado como o método DBC sendo mais sensível a uma variação de rugosidade do que o Sliding Box. Outro aspecto relevante é que o DBC é um método mais rápido. A maior sensibilidade do DBC se deve, provavelmente, a menor sobreposição entre as regiões com rugosidades notoriamente distintas. O Sliding Box, por definição, sobrepõe regiões, provavelmente amostrando as regiões de interface mais vezes.

5.3 Considerações finais deste estudo

Foi proposto, e experimentalmente realizado, um estudo da dimensão fractal, com base no trabalho de Corrêa et al. (2013), para investigar a capacidade deste parâmetro na identificação da variação de rugosidade de uma superfície metálica. Os resultados levaram em conta parâmetros como velocidade (v_1 e v_2) e também a influência da região iluminada. Constatou-se que independente das alterações desses parâmetros, a dimensão fractal foi capaz de detectar variações de rugosidade da superfície. A análise foi realizada com três amostras e, para a que possui maior variação de rugosidade, os resultados foram promissores. Além disso, na amostra A_3 , com menor variação de rugosidade, o parâmetro dimensão fractal também não obteve significativa variação.

Quanto às análises da lacunaridade, a superfície da amostra A_1 (mais rugosa) foi

iluminada por dois lasers de diferentes comprimentos de onda. Os resultados mostram que a lacunaridade é sensível à rugosidade da superfície. Observou-se um comportamento quadrático da lacunaridade do padrão de speckle em relação à rugosidade da superfície metálica para ambos os comprimentos de onda, permitindo uma comparação com o estudo feito para dimensão fractal do padrão de speckle, também gerado por superfícies rugosas. A diferença entre as relações se encontra no sinal da concavidade (positiva para D_f e negativa para Λ). Esta relação intrínseca entre a lacunaridade e a dimensão fractal reforça a robustez do estudo de superfícies rugosas com estas ferramentas. Foi apresentado também um estudo da lacunaridade do padrão de speckle de uma superfície metálica em movimento, onde foi possível identificar que a lacunaridade é também muito sensível aos defeitos ou variações de rugosidade, abrindo possibilidades de aplicação deste método. Ele pode, por exemplo, monitorar a qualidade do acabamento dado a uma superfície metálica, uma vez que detecta variações e defeitos. Além disso, com uma calibração adequada, em princípio, é possível construir um procedimento para medir a rugosidade de superfícies metálicas em movimento em uma indústria.

Os resultados obtidos para dimensão fractal e lacunaridade, com a superfície em movimento, são provas de princípio e sugerem a aplicação da técnica para medição de defeitos em peças em movimento. Devido à limitação do aparato disponível, não foi possível realizar a medição da rugosidade das regiões distintas da amostra e, portanto, não foi possível construir uma curva de calibração para relacionar a rugosidade e cada um dos parâmetros, com a superfície em movimento.

6 Efeito da temperatura em imagens digitais do padrão de speckle gerado por superfícies metálicas

Neste estudo foi realizada uma investigação sobre o efeito da temperatura nas imagens de padrões de speckle geradas por uma superfície metálica rugosa, considerando parâmetros como dimensão fractal, lacunaridade e coeficiente de correlação. Os experimentos e processamento das imagens para obtenção de dados foram realizados no LCM e na oficina do Instituto de Ciências Exatas. Os resultados aqui descritos geraram um artigo que foi publicado¹ na revista *Optics & Laser Technology* (Apêndice B).

O experimento realizado para este estudo está descrito na Seção 4.3.3 e foi utilizada a amostra apresentada na Seção 4.1.3. A captação das imagens bem como o processamento das imagens digitais do padrão de speckle estão detalhadas na Seção 4.

O vídeo que capturou os padrões de speckle da superfície, enquanto ela se resfriava, teve duração de 1h10min (4200 segundos), aproximadamente. A captura de informações foi encerrada quando a temperatura se aproximou da temperatura ambiente, pois de acordo com a lei do resfriamento de Newton, nesta região a variação da temperatura é pequena (o decaimento é exponencial).

A temperatura registrada pelo termopar decai com alta variação quando em altas temperaturas e, à medida que o tempo passa, a taxa de variação da temperatura diminui, até estabilizar. Isto está de acordo com a lei de resfriamento de Newton, o que indica que a captura de temperaturas foi eficaz e condizente com a literatura. Um fato relevante a ser destacado é que a câmera CCD utilizada fez a captura em sua taxa máxima de aquisição, que é de 30 fps, enquanto que a taxa de aquisição máxima da temperatura indicada pelo termopar é de um dado a cada 10 segundo. Esta incompatibilidade de aquisição fez com que, ao final do experimento, a quantidade de imagens e de dados de temperatura fossem distintas: aproximadamente 110000 imagens (que foram extraídas do vídeo usando o software VirtualDub[®]), e apenas 400 dados de temperatura.

Todas as imagens passaram por processamento para o cálculo da dimensão fractal, D_f , e lacunaridade, Λ . Entretanto, apenas 400 delas foram utilizadas. Para a seleção das imagens, foi preciso estabelecer uma relação entre temperatura e tempo, e uma relação entre imagens digitais e tempo. Dessa forma, associou-se a imagem e a temperatura de um mesmo instante de tempo. Para o cálculo do coeficiente de correlação C foram utilizadas

¹ DIAS, M. R. B. et al. Effect of temperature on digital images of speckle patterns generated by a metallic rough surface. *Optics & Laser Technology*, v. 113, p. 27 – 34, may 2019.

imagens específicas, escolhidas para cada faixa de temperatura.

Foram usadas imagens com 8-bits em escala de tons de cinza e, no método DBC para o cálculo da dimensão fractal e da lacunaridade, foram utilizadas 12 escalas (r) e 100 orientações (g). O tempo de processamento de cada imagem foi cerca de 80 segundos, o que estima-se cerca de 9 horas para o tempo total de processamento para as 400 imagens utilizadas.

A correlação entre duas ou mais imagens foi obtida através do software Image J[®], com o plugin Image CorrelationJ 1o[®]. As imagens utilizadas foram selecionadas em grupos específicos e, para cada grupo, uma imagem foi fixada (aquela com maior temperatura) e comparada com as demais imagens do grupo.

6.1 Resultados e discussão

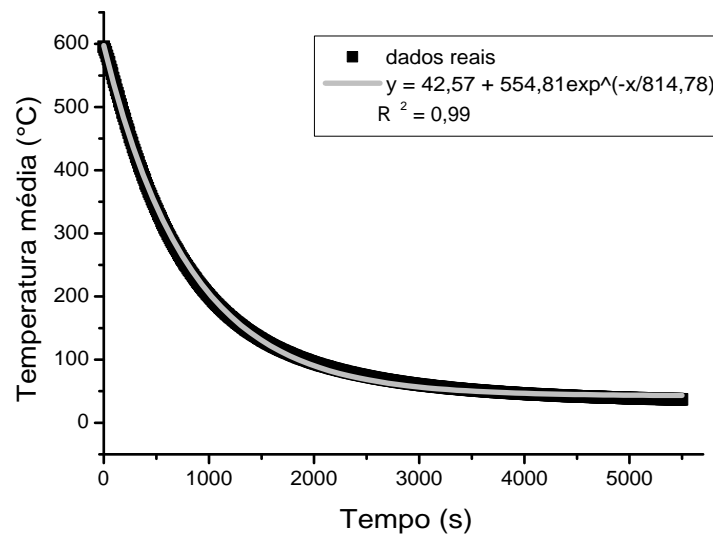
A chapa aquecedora foi ligada em sua máxima temperatura e, após a permanência nesta temperatura por 60 minutos, a chapa foi desligada, a amostra foi suspensa e começou a resfriar. A lei exponencial de resfriamento de Newton, mostrada na 62, apresenta um comportamento típico de queda de temperatura quando o termostato da placa de aquecimento é ajustado para sua temperatura máxima e é deixado esfriar. Nesta mesma Figura apresentam-se os valores da temperatura média em função do tempo. A temperatura média foi obtida pela média aritmética das temperaturas aferidas pelos termopares. Na Figura 62 é apresentada também a curva de ajuste exponencial ($y = 4,52 + 554,81e^{-x/814,78}$), com coeficiente de determinação $R^2 = 0,99$, o que mostra significativa confiança no ajuste. Em todos os ensaios realizados obteve-se o mesmo comportamento para o resfriamento.

Para a análise do comportamento dos parâmetros dimensão fractal, lacunaridade e correlação com relação à variação de temperatura da superfície, foram selecionadas três faixas de temperatura:

- Faixa 1: temperaturas na faixa entre 452,55 °C e 90,25 °C (em resfriamento);
- Faixa 2: temperaturas na faixa entre 50 °C e 40 °C (em resfriamento);
- Faixa 3: temperaturas na faixa entre 452,55 °C e 427,35 °C (em resfriamento).

A escolha de valores de temperatura para a Faixa 1 levou em consideração a possibilidade de analisar o comportamento dos parâmetros com a superfície submetida a uma grande variação de temperatura ($\Delta T = 362,30$), sendo os valores de temperatura altos. Já a escolha pela segunda faixa foi feita a fim de comparar os parâmetros na mesma faixa de variação de temperatura utilizada no trabalho de Trivedi et al. (2014), que estabeleceu uma relação entre a correlação e a medição de temperatura em variações na ordem de

Figura 62 – Temperatura em função do tempo, indicando o comportamento exponencial previsto pela lei de resfriamento de Newton



Fonte – Elaborado pela autora.

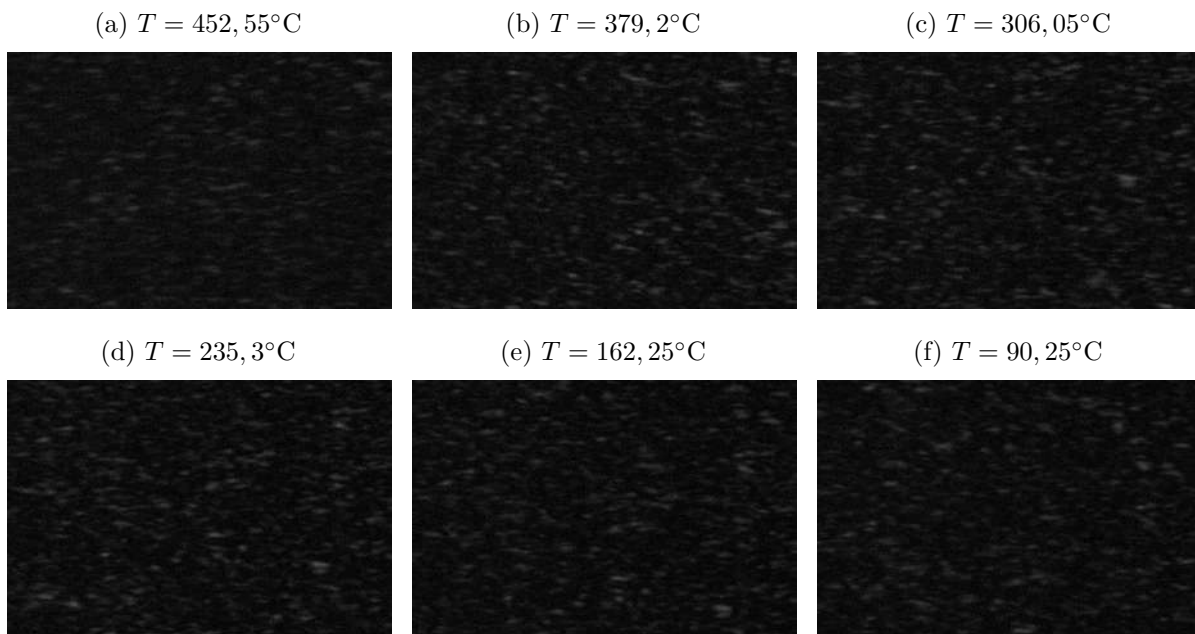
10 °C, com temperaturas na ordem de 40 °C. Para a escolha da Faixa 3 levou-se em conta a influência de uma menor variação de temperatura ($\Delta T = 25, 20$), para altas temperaturas.

Para cada uma das faixas de variação de temperatura analisadas, um conjunto de seis imagens foi selecionado para a análise da variação dos parâmetros dimensão fractal, lacunaridade e coeficiente de correlação. Para as Faixas 1, 2 e 3, a variação de temperatura entre cada uma das imagens do grupo foi de $\Delta T \approx 72$ °C, $\Delta T = 2$ °C e $\Delta T \approx 5$ °C, respectivamente. Perceba que nas faixas onde as temperaturas são altas (Faixas 1 e 3), como a temperatura decai rapidamente (exponencial) e sendo a taxa de aquisição da temperatura baixa, não é possível especificar exatamente um valor para a variação de temperatura entre as imagens. Já no caso da Faixa 2, onde os valores são mais próximos da temperatura ambiente, o decaimento da temperatura é bem lento, e portanto, permite-se escolher imagens com variação de temperatura fixa (no caso, 2 °C).

Na Figura 63 são apresentadas as imagens de padrão de speckle que foram utilizadas na Faixa 1, bem como as temperaturas médias relacionadas a cada uma delas.

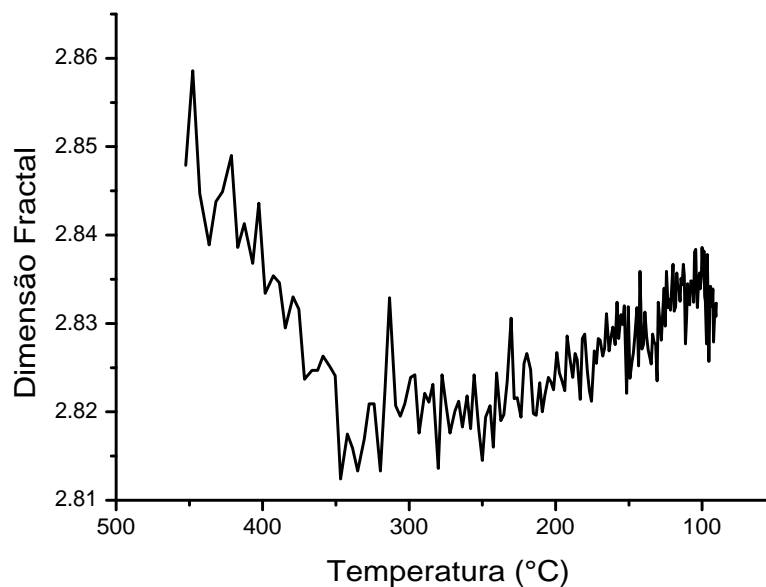
Apesar da análise ter sido feita com base nas seis imagens apresentadas na Figura 63, a dimensão fractal e a lacunaridade foram calculadas para todas as imagens cuja temperatura estavam entre 452,55 °C e 90,25 °C. A Figura 64 exibe a variação da dimensão fractal com relação à temperatura. Com relação aos valores da dimensão fractal para imagens com temperaturas abaixo de 90,25 °C, percebeu-se muita flutuação da dimensão fractal, e por isso elas foram desconsideradas nesta análise.

Figura 63 – Imagens do padrão de speckle selecionadas na Faixa 1 de temperatura.



Fonte – Elaborado pela autora.

Figura 64 – Valores da dimensão fractal em função da temperatura, para todas as imagens na faixa de temperatura entre 452,55 °C e 90,25 °C (em resfriamento).

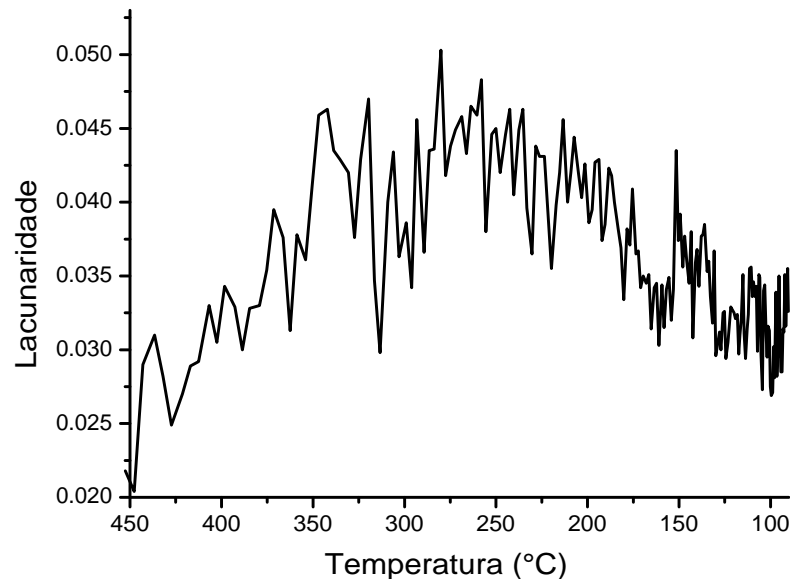


Fonte – Elaborado pela autora.

Os resultados apresentados na Figura 64 sugerem um comportamento que possui uma concavidade (não injetividade) e acredita-se que tal comportamento é devido ao método DBC. Neste algoritmo, imagens muito escuras e imagens brilhantes tendem a

produzir o mesmo valor da dimensão fractal, uma vez que as diferenças nas imagens de nível de cinza diminuem nestes casos extremos. O mesmo procedimento foi feito para estimar a lacunaridade, aplicando também o método DBC. Na Figura 65 são ilustrados os valores de lacunaridade em função da temperatura, para as mesmas faixas de valores.

Figura 65 – Valores da lacunaridade em função da temperatura, para todas as imagens na faixa de temperatura entre 452,55 °C e 90,25 °C (em resfriamento).



Fonte – Elaborado pela autora.

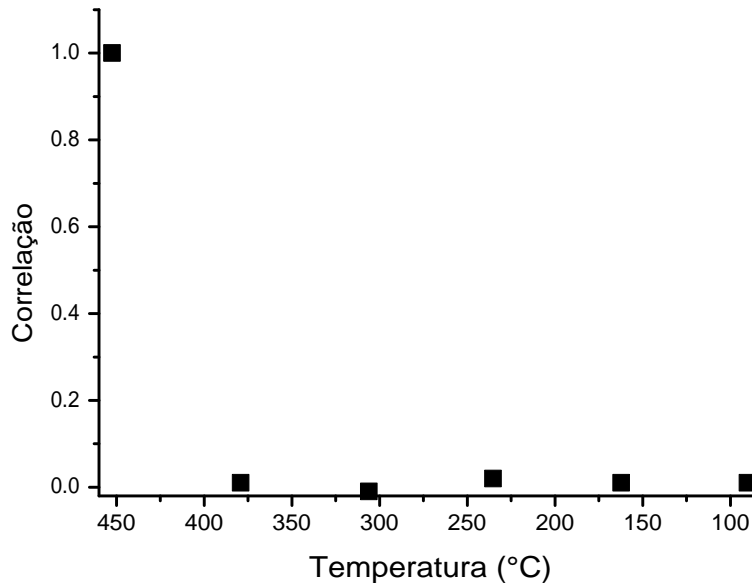
Em seguida, estimou-se a correlação entre os padrões de speckle apresentados na Figura 63. Os resultados podem ser vistos na Figura 66 quando adotado o padrão de speckle de temperatura mais alta como a imagem de referência (*target*). A curva mostra que a correlação diminui rapidamente, indicando que a variação de temperatura leva a mudanças significativas no padrão speckle. Na Tabela 1 é apresentado um resumo dos valores obtidos para cada parâmetro, em cada imagem.

Tabela 1 – Valores da dimensão fractal (D), lacunaridade (Λ) e correlação (C) para imagens com temperaturas variando entre 452,55 °C e 90,25 °C (no resfriamento).

Imagem	Temperatura (°C)	D	Λ	C
1	452,55	2,8479	0,0218	1,00
2	379,20	2,8330	0,0330	0,02
3	306,05	2,8195	0,0434	0,01
4	235,30	2,8197	0,0463	-0,02
5	162,25	2,8284	0,0345	0,02
6	90,25	2,8323	0,0326	0,01

Fonte – Elaborado pela autora.

Figura 66 – Correlação entre imagens do speckle da Faixa 1, assumindo $\Delta T \approx 72$ °C entre cada imagem e a imagem de maior temperatura como referência.



Fonte – Elaborado pela autora.

A fim de estabelecer comparações nas Faixas 1, 2 e 3, foi definido o percentual de diferença relativa ($R_d\%$) do parâmetro P na faixa de temperatura estudada, ou seja,

$$R_d\% = \left| \frac{P_{max} - P_{min}}{P_{medio}} \right| \times 100, \quad (6.1)$$

onde P pode ser a dimensão fractal, a lacunaridade ou o coeficiente de correlação. P_{max} , P_{min} , e P_{medio} são, respectivamente, os valores máximo, mínimo e médio de P na faixa de temperatura estudada. Usando as Eqs. 6.1 e 3.8, para as imagens da Figura 63, o percentual da diferença relativa para a dimensão fractal é aproximadamente 1% para a faixa entre 452,55 °C e 90,25 °C. Para o mesmo intervalo, $R_d\%$ assume os valores 70% e 487% para lacunaridade e correlação, respectivamente.

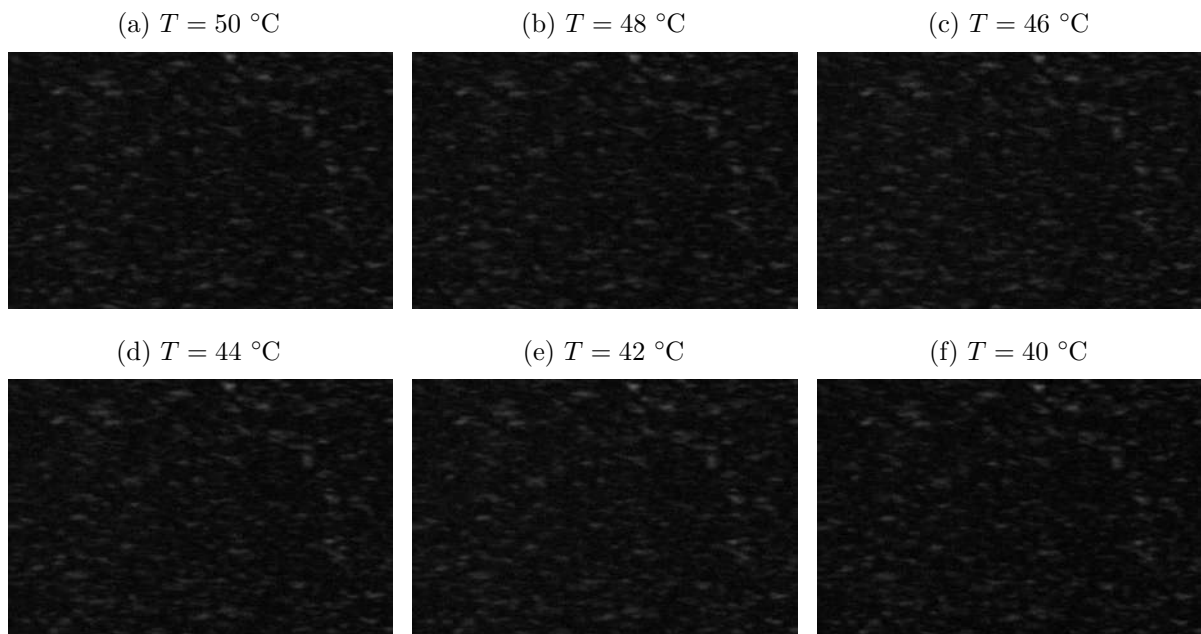
Vale a pena mencionar que a superfície analisada é a mesma em todas as medições (o vídeo filma a mesma superfície e o que varia é a temperatura da mesma). Portanto, fica evidenciado que as variações da correlação e da lacunaridade são mais perceptíveis, quando comparadas com a da dimensão fractal, quando há variação de temperatura da superfície.

Os resultados discutidos até agora referem-se a variações de alta temperatura (entre 452,55 °C e 90,25 °C). Para levar em conta o efeito dos parâmetros para variações menores de temperatura, por exemplo, $\Delta T_{total} = 10$ °C ou $\Delta T_{total} = 30$ °C, as Faixas 2 e 3 de temperatura foram consideradas. Como já mencionado, cada faixa contém seis imagens e

suas temperaturas são descritas da seguinte maneira: a primeira tem temperatura variando de 50 °C e 40 °C (mais próxima da temperatura ambiente) com passos de $\Delta T \approx 2$ °C. O segundo grupo tem temperaturas mais altas, de 452,55 °C e 427,35 °C, e não há ΔT específico, apenas uma aproximação, pois a queda de temperatura (Figura 62) é mais rápida do que a taxa de aquisição do conversor analógico-digital de temperatura. Então, para ter os mesmos seis padrões de speckle de temperatura mais alta, foram escolhidas especificamente as seis imagens existentes, cujas temperaturas foram consideradas.

Nas Figuras 67 e 68 são apresentadas as imagens do padrão speckle das Faixas 2 e 3, com suas temperaturas, respectivamente. Para análise de correlação, novamente estabeleceu-se a imagem com maior temperatura como a imagem de referência.

Figura 67 – Imagens do padrão de speckle selecionadas na Faixa 2 de temperatura.



Fonte – Elaborado pela autora.

Nas Tabelas 2 e 3 estão apresentados os valores de lacunaridade, dimensão fractal e a correlação em comparação com a imagem de referência para as Faixas 2 e 3. Note que cada uma delas, a imagem de referência para correlação é a imagem com a temperatura mais alta do intervalo, então temos $C = 1$ (o valor máximo de correlação) na primeira linha.

Os gráficos da Figura 69 representam a comparação entre a dimensão fractal (eixo Y à esquerda) e a correlação (eixo Y à direita) para ambas as faixas de temperatura. Eles mostram que os valores de correlação tiveram maior variação do que os valores da dimensão fractal. Ou seja, enquanto a correlação vai para zero na Figura 69a e permanece em zero na Figura 69b, indicando que não há correlação, a dimensão fractal em ambas as faixas permanece essencialmente no mesmo valor. Vale ressaltar que, como ilustrado na

Figura 68 – Imagens do padrão de speckle selecionadas na Faixa 3 de temperatura.

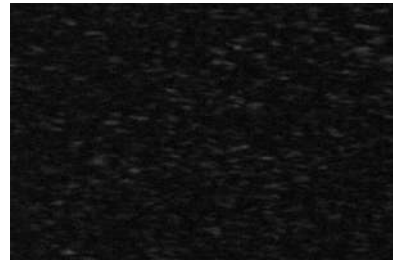
(a) $T = 452,55 \text{ }^\circ\text{C}$



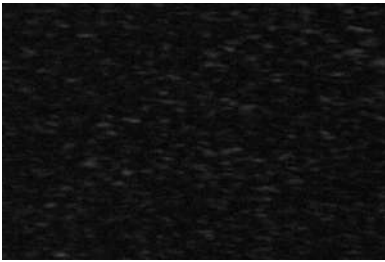
(b) $T = 447,7 \text{ }^\circ\text{C}$



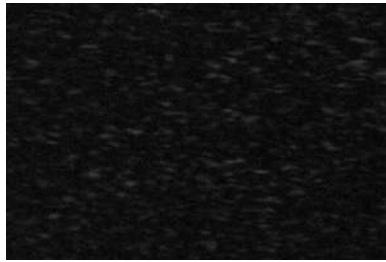
(c) $T = 442,9 \text{ }^\circ\text{C}$



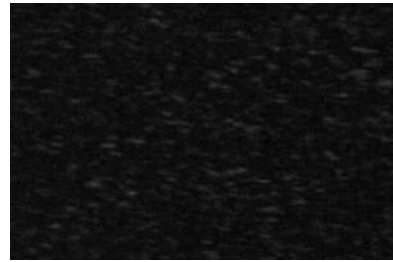
(d) $T = 436,55 \text{ }^\circ\text{C}$



(e) $T = 431,9 \text{ }^\circ\text{C}$



(f) $T = 427,35 \text{ }^\circ\text{C}$



Fonte – Elaborado pela autora.

Tabela 2 – Valores da dimensão fractal (D), lacunaridade (Λ) e correlação (C) para imagens com temperaturas variando entre $50 \text{ }^\circ\text{C}$ e $40 \text{ }^\circ\text{C}$ (no resfriamento).

Imagem	Temperatura ($^\circ\text{C}$)	D	Λ	C
1	50	2,8234	0,0363	1,0000
2	48	2,8241	0,0337	0,5566
3	46	2,8273	0,0356	0,4756
4	44	2,8240	0,0417	0,3154
5	42	2,8263	0,0376	0,2207
6	40	2,8136	0,0527	0,1495

Fonte – Elaborado pela autora.

Tabela 3 – Valores da dimensão fractal (D), lacunaridade (Λ) e correlação (C) para imagens com temperaturas variando entre $452,55 \text{ }^\circ\text{C}$ e $427,35 \text{ }^\circ\text{C}$ (no resfriamento).

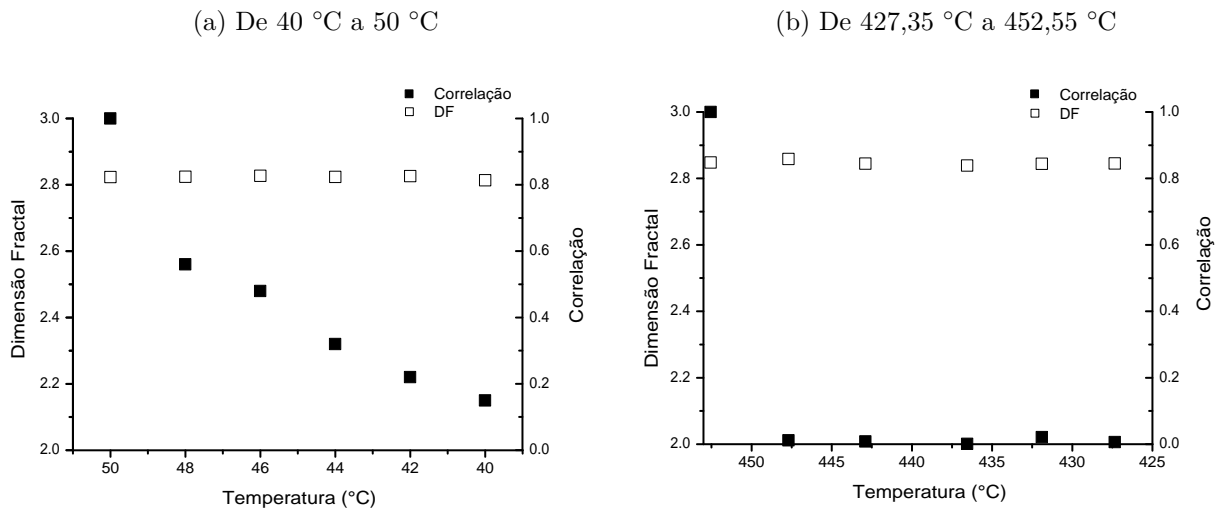
Imagem	Temperatura ($^\circ\text{C}$)	D	Λ	C
1	452,55	2,8479	0,0218	1,0000
2	447,70	2,8586	0,0204	0,0116
3	442,90	2,8447	0,0290	0,0083
4	436,55	2,8389	0,0310	0,0012
5	431,90	2,8438	0,0282	0,0223
6	427,35	2,8499	0,0249	0,0064

Fonte – Elaborado pela autora.

Figura 69a, a correlação parece ser um excelente parâmetro para estimar a temperatura entre $40 \text{ }^\circ\text{C}$ e $50 \text{ }^\circ\text{C}$, pois diminui lentamente nesse intervalo. Por outro lado, para faixas

de temperatura mais altas, como mostrado na Figura 69b, a correlação alcança seu valor mínimo muito rapidamente, sugerindo que a correlação é mais adequada para estimar variações de temperatura mais baixas para pequenos intervalos de variação. Estes resultados, especialmente na faixa entre 40 °C e 50 °C, concordam com Trivedi et al. (2014), que demonstrou que variações de temperatura da ordem de 10 K (ou menos) levam a uma melhor discriminação das mudanças de temperatura usando correlação.

Figura 69 – Comparação da correlação (eixo Y à direita) e da dimensão fractal (eixo Y à esquerda) como função da temperatura.



Fonte – Elaborado pela autora.

As variações absolutas da lacunaridade (eixo Y à esquerda) e da correlação (eixo Y à direita) são comparadas na Figura 70. Os resultados são semelhantes àqueles com dimensão fractal.

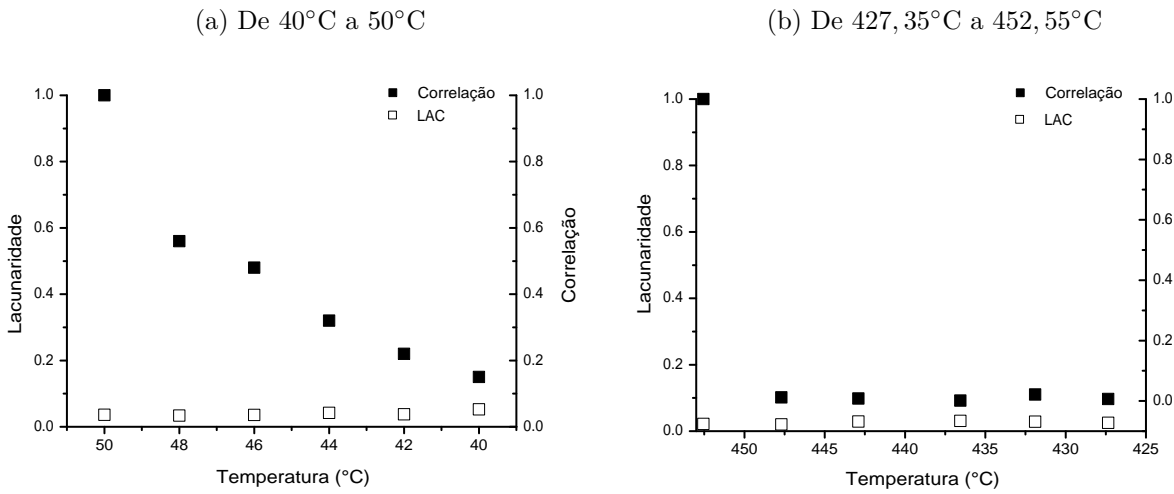
A fim de esclarecer a discussão, foi feita a análise da diferença relativa percentual ($R_d\%$) para as três faixas de temperatura. Na Tabela 4 estão apresentados os valores de $R_d\%$.

Tabela 4 – Valores de $R_d\%$ considerando os parâmetros e as faixas de temperatura analisadas.

Faixa de temperatura	$R_d\%$		
	D	Λ	C
90,25 °C a 452,55 °C	1	70	487
40 °C a 50 °C	0,5	48	188
427,35 °C a 452,55 °C	0,7	41	479

Na Tabela 4 é mostrado claramente que a dimensão fractal (Eq. 3.8), lacunaridade (Eq. 3.13) e a correlação (Eq. 3.14) são sensíveis à variação de temperatura. Apesar das

Figura 70 – Comparação da correlação (eixo Y à direita) e da lacunaridade (eixo Y à esquerda) como função da temperatura.



Fonte – Elaborado pela autora.

flutuações, também fica claro que a correlação é a mais sensível, seguida pela lacunaridade e dimensão fractal, nesta ordem.

Definire-se agora um novo parâmetro chamado discrepância relativa percentual ($R_{dy}\%$) do parâmetro P na faixa de temperaturas sob estudo, isto é,

$$R_{dy}\% = \left| \frac{P_{max} - P_{min}}{P_{max}} \right| \times 100, \quad (6.2)$$

onde P tem a mesma definição apresentada na Eq. 6.1. A única diferença entre os percentuais é que, neste último, toma-se o valor máximo de P , representado por P_{max} . Na Tabela 5 são apresentados os valores de R_{dy} para as três faixas de temperatura.

Tabela 5 – Valores de $R_{dy}\%$ considerando os parâmetros analisados e cada faixa de temperatura.

Faixa de temperatura	$R_{dy}\%$		
	D	Λ	C
90,25 °C a 452,55 °C	1	53	101
40 °C a 50 °C	0,5	36	85
427,35 °C a 452,55 °C	0,7	34	100

Está claro que os parâmetros dimensão fractal (Eq. 3.8), lacunaridade (Eq. 3.13) e correlação (Eq. 3.15) são sensíveis a variações de temperatura. Mas, apesar das flutuações, também está claro que a correlação é a mais sensível, seguida pela lacunaridade e dimensão fractal, nesta ordem. Os resultados mostram que o último é o menos sensível à mudanças na temperatura e, conseqüentemente, pode-se argumentar que variações de temperatura podem afetar as medições com base nesses parâmetros.

Os dados apresentados nas Tabelas 4 e 5 permitem concluir que os resultados são semelhantes para $R_d\%$ e $R_{dy}\%$, no sentido de que todos os parâmetros são sensíveis à variação de temperatura, mas a dimensão fractal é menos sensível, em relação à lacunaridade e à correlação, sendo este último o mais sensível.

A fim de estimar a variação da rugosidade devido à variação de temperatura, seria ideal medi-la à temperatura ambiente e à alta temperatura. No entanto, métodos clássicos, como um perfil de contato, não são possíveis a 500 °C. A essa temperatura, um perfilômetro óptico também está fora de questão, porque não consegue lidar com superfícies nessa temperatura. De maneira geral, os métodos padrão funcionam à temperatura ambiente e uma possível solução para este problema é estimar a variação da rugosidade com base na variação do tamanho da amostra, admitindo que a rugosidade pode ter mudanças da mesma ordem. Usando a expressão de dilatação linear, é possível acessar a variação da rugosidade média relativa como:

$$\frac{\Delta R_a}{R_a} = \alpha(K^{-1})\Delta T, \quad (6.3)$$

onde α é o coeficiente de dilatação térmica, que é específico para cada material. Para o alumínio usual (comercial), α varia aproximadamente entre 20×10^{-6} e $40 \times 10^{-6}(K^{-1})$, considerando a faixa de temperatura levada deste estudo ($25 \text{ °C} \leq T \leq 500 \text{ °C}$) (TOTTEN; MACKENZIE, 2003).

A amostra de alumínio usada possui rugosidade média R_a de $(1,3 \pm 0,2) \mu m$, obtida de acordo com a norma DIN 4786 (DIN, 1990) calculada através do microscópio confocal LEICA DCM3D[®]. Para esta faixa de rugosidade é esperado uma variação máxima relativa de 2% para a rugosidade média.

Nas instalações industriais, por exemplo, numa indústria de metalurgia, é muitas vezes difícil controlar as temperaturas. Mudanças na ordem de 10°C podem facilmente ocorrer durante o dia num pátio de operações. Grandes mudanças ocorrem também dependendo da operação. Portanto, fica claro que variações de temperatura podem afetar as medidas destes parâmetros. Se considerarmos que a metrologia de speckle é baseada em imagens digitais de padrões de speckle, o controle de temperatura deve ser especialmente considerado ao usar parâmetros como correlação e lacunaridade.

Está claro que, apesar de todos os parâmetros poderem detectar diferenças na rugosidade e nas temperaturas, a dimensão fractal é o parâmetro menos afetado pela temperatura. Então, parece ser mais apropriado para este tipo de medição em campo.

6.2 Considerações finais deste estudo

Neste trabalho foi proposto um experimento *in situ* para comparar o efeito de variações de temperatura em parâmetros como dimensão fractal, lacunaridade e correlação

obtidos a partir de imagens digitais de padrão speckle de uma superfície rugosa. Todos esses parâmetros podem ser usados para detectar mudanças de rugosidade em amostras metálicas. Por outro lado, concentramos nossa atenção na influência das mudanças de temperatura. Como contribuição, foi mostrado que a dimensão fractal é menos sensível às mudanças de temperatura, para esse material, em comparação com lacunaridade e correlação. Assim, a dimensão fractal parece ser mais adequada para monitorar a rugosidade quando as mudanças de temperatura são difíceis de controlar. Além disso, vale ressaltar que, em pequenos intervalos de temperatura, os valores de correlação variam suavemente, sugerindo que esse parâmetro é a melhor escolha para detectar pequenas variações de temperatura.

7 Detecção de variação de rugosidade de uma superfície metálica em movimento usando a segmentação entrópica de Tsallis

Soares et al. (2015) propôs uma técnica para a caracterização de superfícies metálicas rugosas em repouso, mostrando que existe uma correlação entre a segmentação da imagem do padrão de speckle de uma superfície usando entropia de Tsallis e sua rugosidade. A fim de expandir tal resultado, investigou-se a possibilidade de caracterizar a rugosidade de uma superfície, estando ela em movimento. Tivemos sucesso em detectar a variação de rugosidade de uma superfície com ela em movimento, através da segmentação da imagem do padrão de speckle usando entropia de Tsallis. Mais ainda, uma análise envolvendo dois tipos de laser foi realizada, identificando a influência deste parâmetro na detecção de defeitos. Os resultados aqui apresentados geraram um artigo¹ que foi submetido na revista *Physica A* (Apêndice C).

No primeiro ensaio realizado utilizou-se as duas barras metálicas de alumínio, A_1 e A_2 , descritas na Seção 4.1.2. Vale lembrar que cada uma das amostras contém faixas de aproximadamente 2 cm, com rugosidades distintas em cada faixa. O objetivo deste experimento é verificar se o limiar ótimo calculado através da entropia de Tsallis é capaz de distinguir as faixas da amostra (com alguma coerência, no sentido de que faixas similares - que não passaram por nenhum processo, por exemplo, tenham mesmo comportamento). Cada uma das amostras foi submetida à movimentação em duas velocidades, sendo elas $v_1 = 0,23$ cm/s e $v_2 = 0,33$ cm/s.

No segundo ensaio, a amostra A_1 foi utilizada para a medição e iluminada, primeiramente, com laser verde (532 nm) e em seguida o experimento se repetiu com o laser vermelho (650 nm). As medições foram realizadas de forma a garantir mesmas condições de iluminação do ambiente, minimizando qualquer influência deste e de outros parâmetros nos resultados. A intensidade do laser foi fixada em 4 μ W. Também foi fixada a velocidade em que a amostra se movimentou, no caso, $v_1 = 0,23$ cm/s.

Ambos os ensaios foram realizados seguindo o experimento descrito na Seção 4.3.2 e foram realizados para a aquisição das imagens do padrão do speckle. O processamento das imagens foram realizados em conformidade com as Seções 3.5 e 3.6. Para os experimentos

¹ DIAS, M. R. B. et al. Monitoring finishing of moving metallic surface through tsallis entropic segmentation. (submitted).

cuja velocidade utilizada foi $v_1 = 0,23$ cm/s, obteve-se cerca de 2200 imagens, e cerca de 1500 imagens quando a velocidade foi $v_2 = 0,33$ cm/s. Para o cálculo do limiar via Entropia de Tsallis, foram utilizados seis valores para o parâmetro q : 0,1; 0,2; 0,9; 1; 1,5 e 2, seguindo a escolha feita em Soares et al. (2015) e, para cada um deles, o tempo de processamento do grupo de imagens dos experimentos com velocidade v_1 e v_2 foram de 30 minutos e 20 minutos, respectivamente.

7.1 Resultados e discussão

A fim de expandir os resultados de Soares et al. (2015), investigou-se a possibilidade de identificar a variação de rugosidade de uma superfície com esta em movimento utilizando-se o limiar ótimo obtido através da segmentação de imagens usando a entropia de Tsallis, ou simplesmente limiar ótimo de Tsallis. Para cada uma das amostras foram realizados dois experimentos, variando a velocidade (v_1 ou v_2), e comparando o uso ou não da lente convergente, que foi posicionada antes do laser incidir na amostra. O uso da lente convergente faz com que o feixe de laser focalize a superfície, diminuindo sua área de análise. Quando analisa-se tal parâmetro, questiona-se, por exemplo, se o uso da lente melhora os resultados nas regiões de fronteira entre faixas, pois se a região iluminada for grande, ela pode captar informação das duas regiões (que possuem rugosidades bem distintas).

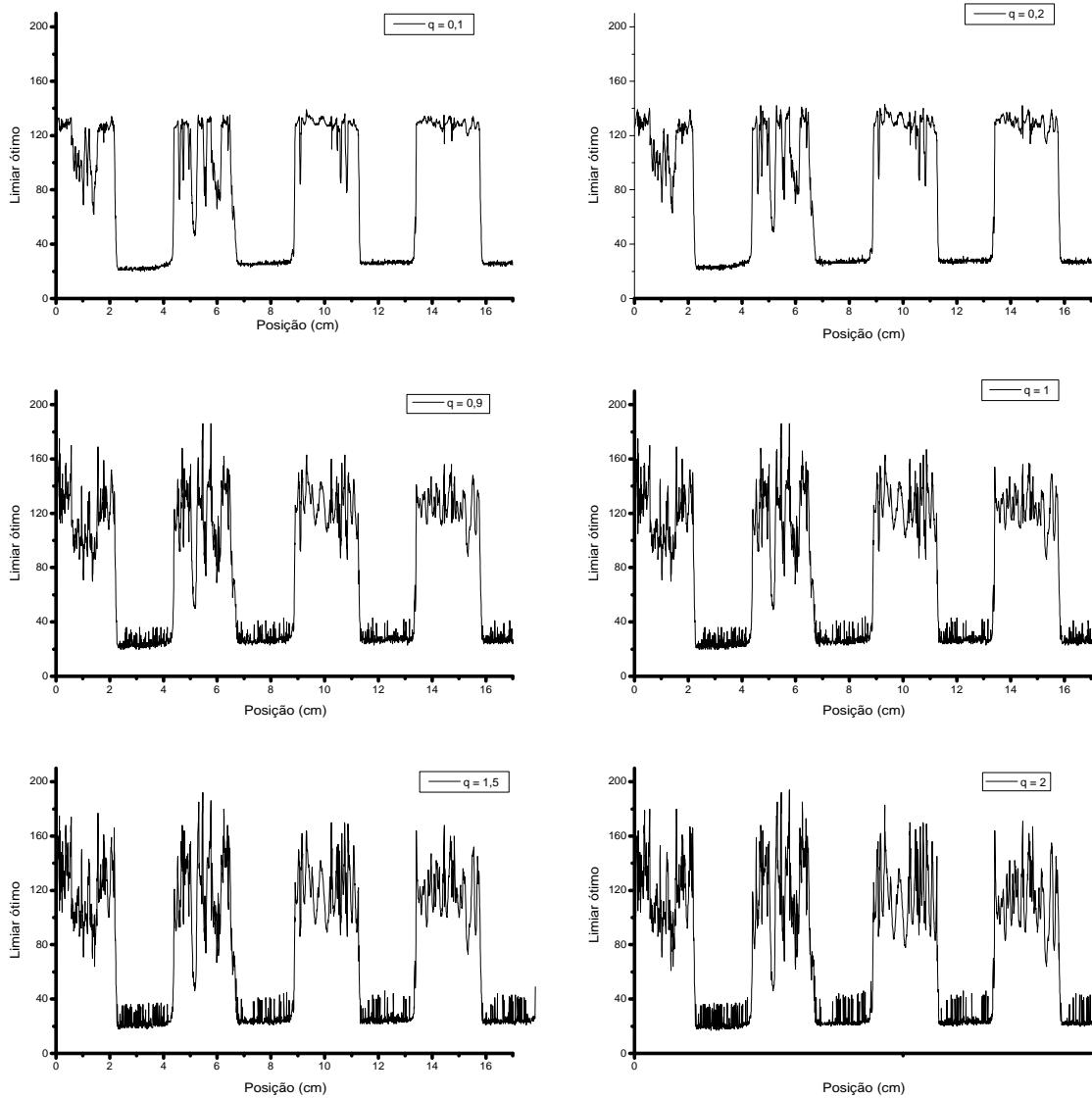
Nas Figuras 71 e 72 é mostrado o resultado da limiarização de Tsallis em função da posição da amostra A_1 para todos os valores de q e velocidade v_1 , com e sem o uso da lente convergente, respectivamente.

Os resultados deste estudo apresentam-se bem similares com e sem o uso da lente convergente. Em ambos os casos foi possível identificar a variação de rugosidade da peça e manteve-se o resultado de que, para valores de q mais altos, as faixas mais rugosas possuem maiores variações do limiar ótimo, o que parece ser uma melhor análise. No caso de $q = 0,2$, as faixas rugosas apresentam variações similares no valor do limiar ótimo.

Já o parâmetro q possui grande influência nos resultados. Perceba que em ambas as Figuras 71 e 72, o aumento dos valores de q faz com que a flutuação do limiar ótimo aumente. Isso indica que o limiar é mais sensível a variações de rugosidade à medida que o valor de q aumenta. Observe ainda que pequenas variações de q não causam grandes variações nos resultados (por exemplo, compare os gráficos para $q = 0,1$ e $q = 0,2$, ou então $q = 0,9$ e $q = 1$), mas é visivelmente alterado para variações maiores dos valores de q (compare, por exemplo, os gráficos de $q = 0,1$ e $q = 2$).

O experimento foi novamente realizado, ainda com a amostra A_1 , a fim de investigar se, mesmo com o aumento da velocidade em que a peça se movimenta, é possível identificar a variação de rugosidade. A fim de comparação, o experimento foi realizado duas vezes:

Figura 71 – Limiar ótimo como função da posição da amostra A_1 para diferentes valores de q . Parâmetros usados: laser verde, velocidade v_1 , com uso de lente convergente.

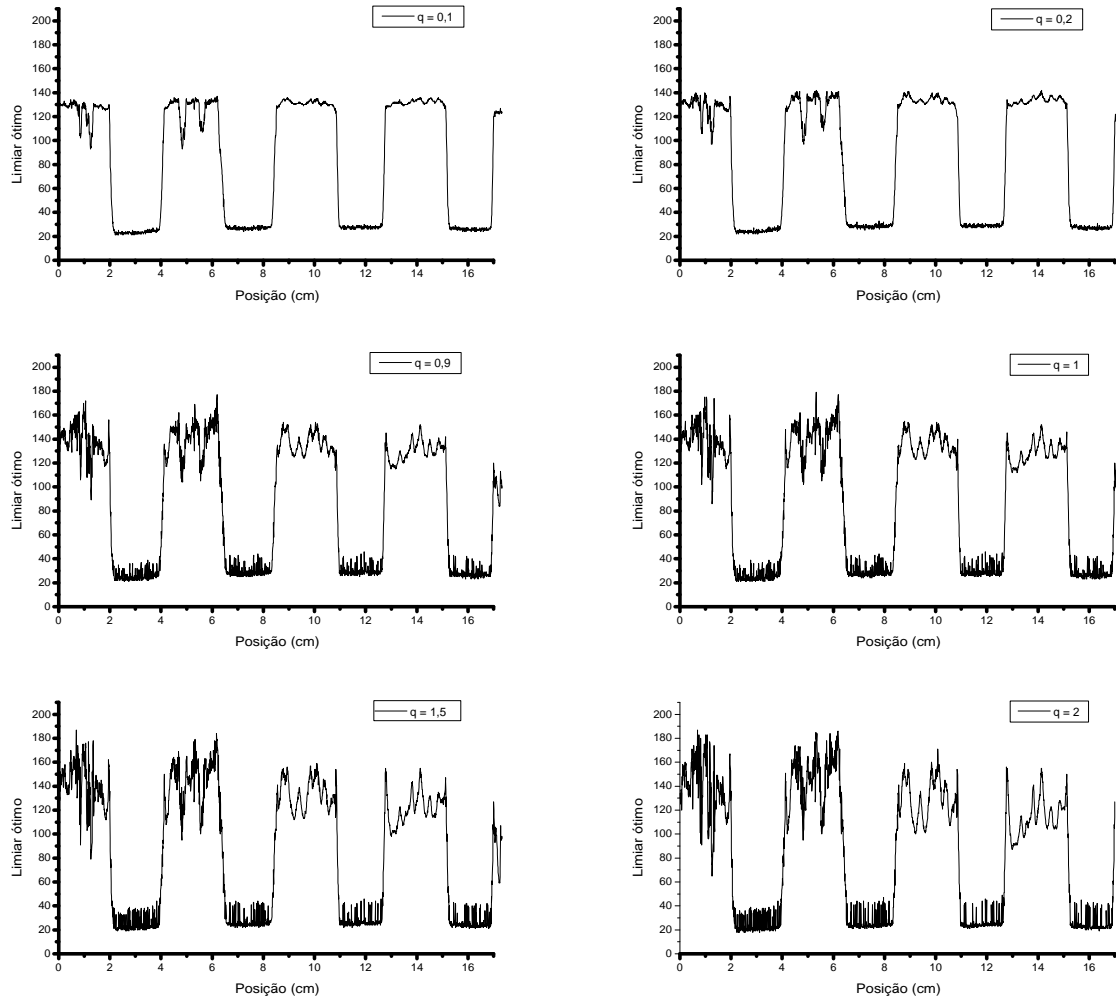


Fonte – Elaborado pela autora.

com e sem o uso da lente convergente. Para o primeiro caso, os resultados se encontram na Figura 73. Já na Figura 74 são apresentados os resultados para o segundo caso (sem uso da lente).

Comparando-se os gráficos das Figuras 71 e 72 com os gráficos das Figuras 73 e 74, é possível concluir que ambas as velocidades detectam as regiões de maior ou menor rugosidade da peça, ou seja, para o parâmetro limiar, os resultados com o aumento da velocidade (cerca de 45%) são bastante similares aos da velocidade menor. Além disso, esta afirmação pode ser feita independente do valor de q utilizado, apenas ressaltando que,

Figura 72 – Limiar ótimo como função da posição da amostra A_1 para diferentes valores de q . Parâmetros usados: laser verde, velocidade v_1 , sem uso de lente convergente.



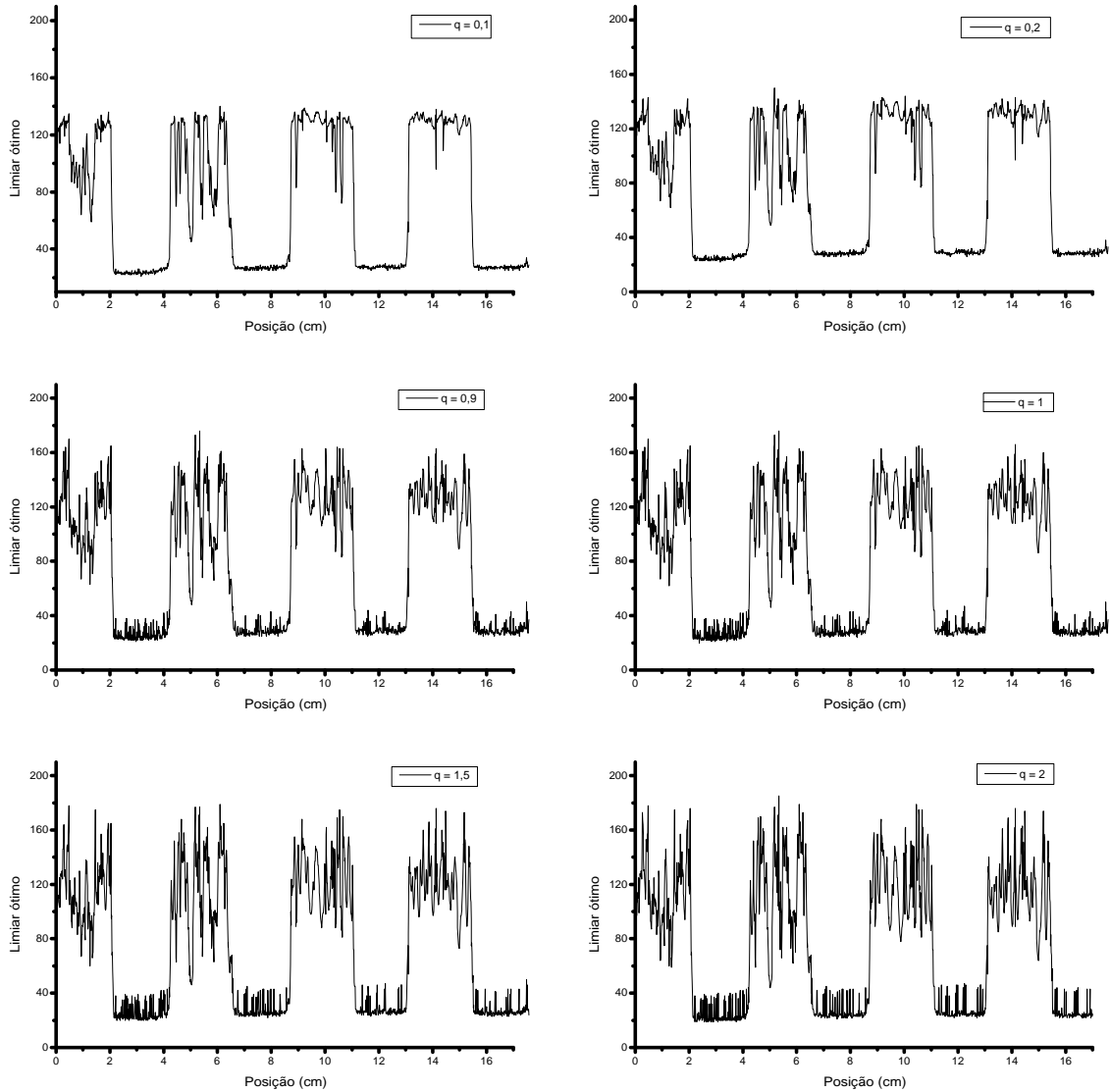
Fonte – Elaborado pela autora.

para valores de q maiores, a sensibilidade à variação de rugosidade foi maior.

Apesar de ser possível a identificação à variação de rugosidade com ambas as velocidades, é notório que com a velocidade mais alta (no caso, v_2) perde-se informações, pois um número menor de posições ao longo da amostra é analisada. No caso da amostra A_1 , ao realizar o experimento com a velocidade v_1 , cerca de 2329 imagens foram geradas através de um vídeo de 75 segundos. Já para o experimento com velocidade v_2 , um total de 1598 imagens foram geradas através de um vídeo de 51 segundos. Com o aumento da velocidade v_1 para v_2 , o número de posições analisadas diminuiu cerca de 30%.

Entretanto, vale ressaltar que, em comparação com o parâmetro dimensão fractal, discutido no Capítulo 5.1, o limiar de Tsallis se mostra mais eficiente no sentido de que,

Figura 73 – Limiar ótimo como função da posição da amostra A_1 para diferentes valores de q . Parâmetros usados: laser verde, velocidade v_2 , com uso de lente convergente.



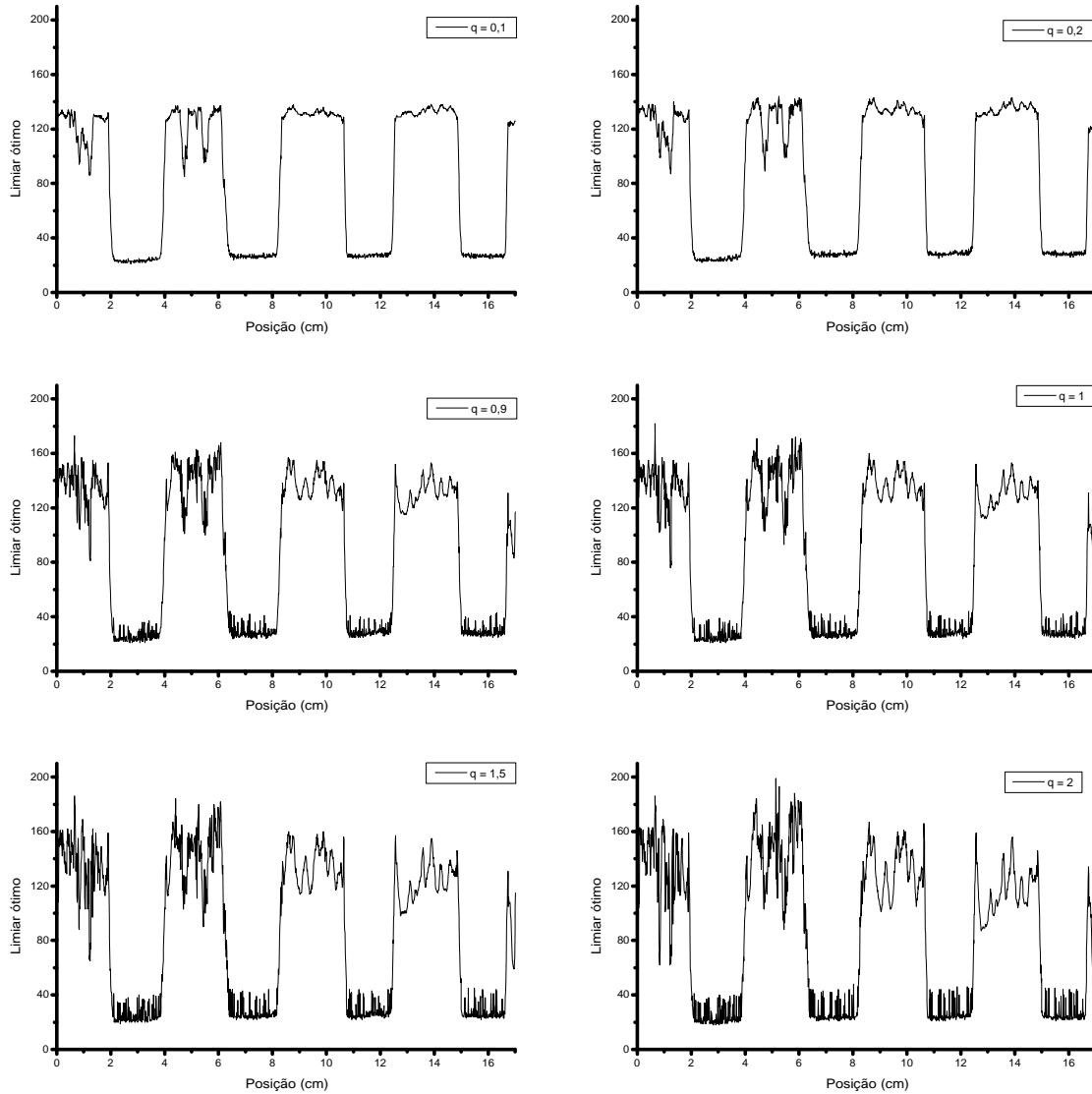
Fonte – Elaborado pela autora.

com velocidade maior, identifica com maior distinção as diferentes faixas da amostra. Para a dimensão fractal, a perda de informações foi mais significativa no resultado (compare as Figuras 50 e 73).

Em relação à análise da amostra A_2 , os resultados são apresentados nas Figuras 75 e 76, onde são mostrados os valores do limiar ótimo de Tsallis em função da posição da amostra A_2 para todos os valores de q , sem a utilização da lente convergente, e velocidades v_1 e v_2 , respectivamente.

Os valores do limiar ótimo obtidos na amostra A_2 também permitem identificar

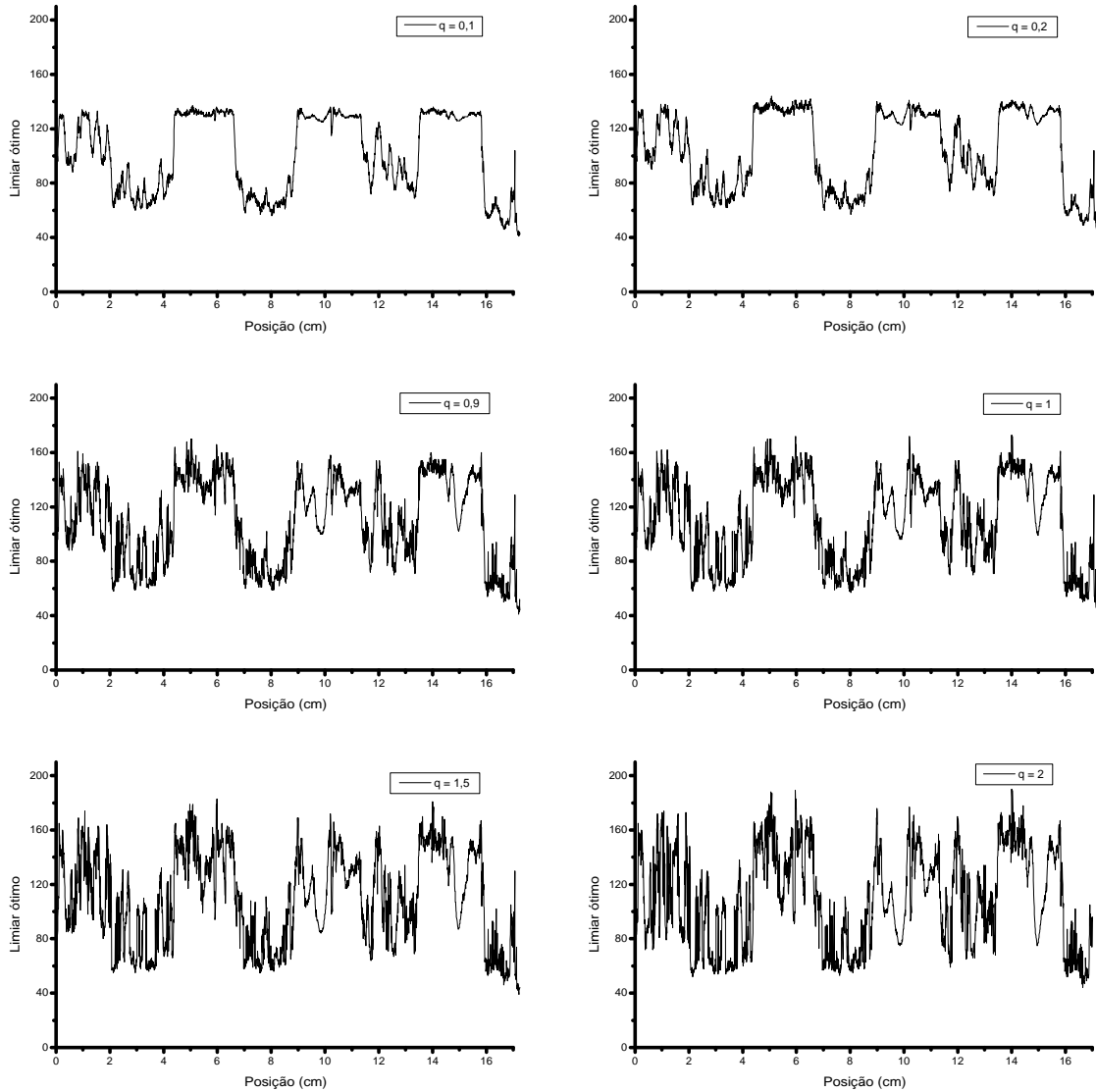
Figura 74 – Limiar ótimo como função da posição da amostra A_1 para diferentes valores de q . Parâmetros usados: laser verde, velocidade v_2 , sem uso de lente convergente.



Fonte – Elaborado pela autora.

uma variação de rugosidade da superfície, como pode ser observado nas Figuras 75 e 76. Entretanto, como a amostra possui menor variação de rugosidade entre as faixas, o limiar ótimo não distingue tão bem cada uma das faixas. O parâmetro q tem significativa influência nos resultados. Acredita-se que quanto maior o valor de q , mais sensível o limiar ótimo é. Num primeiro momento pode-se pensar que os resultados com menores valores de q (0,1 e 0,2) representam melhor a amostra porque distinguem melhor duas regiões. Mas essa conclusão não leva em conta a propriedade da superfície de não possuir regiões tão distintas, quando considerada sua rugosidade. Assim, para valores de q maiores, os resultados são mais próximos ao que se apresenta na superfície real.

Figura 75 – Limiar ótimo como função da posição da amostra A_2 para diferentes valores de q . Parâmetros usados: laser verde, velocidade v_1 , sem uso de lente convergente.

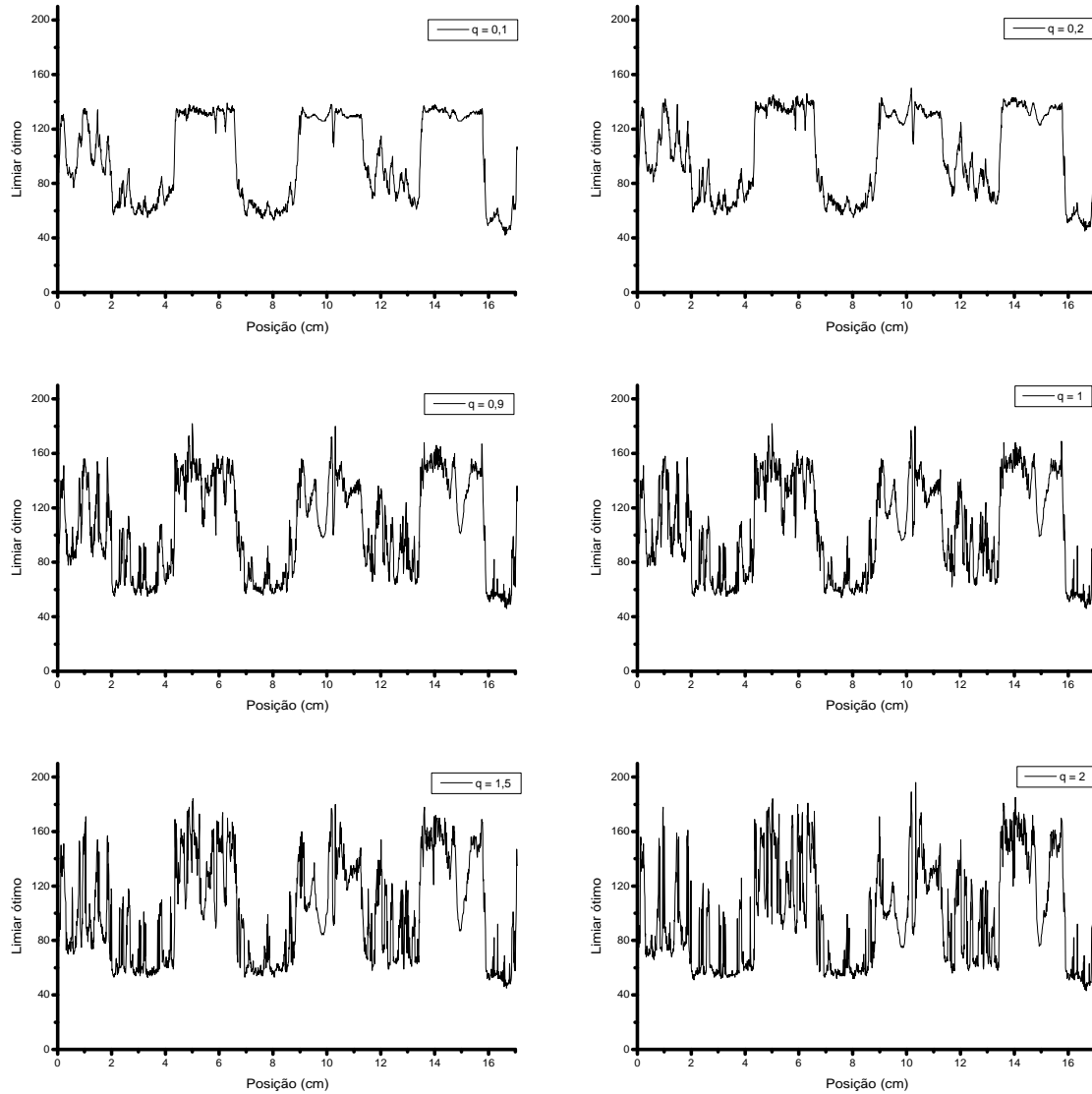


Fonte – Elaborado pela autora.

Após os resultados com o uso do laser verde, foi realizada uma outra investigação, e os experimentos foram reproduzidos novamente, agora com o objetivo avaliar a influência do laser (na verdade, do comprimento de onda) nos resultados. Para este estudo foram considerados os lasers verde e vermelho, que possuem comprimento de onda de 532 nm e 650 nm, respectivamente. Os ensaios fixaram a velocidade v_1 , sem uso de lente convergente, e foram realizados para a amostra A_1 . Fixou-se também a potência do laser, estabelecida em $4\mu\text{W}$. Nas Figuras 77 e 78 são apresentados os resultados obtidos.

Percebe-se que para o laser verde, a repetibilidade do experimento mantém o

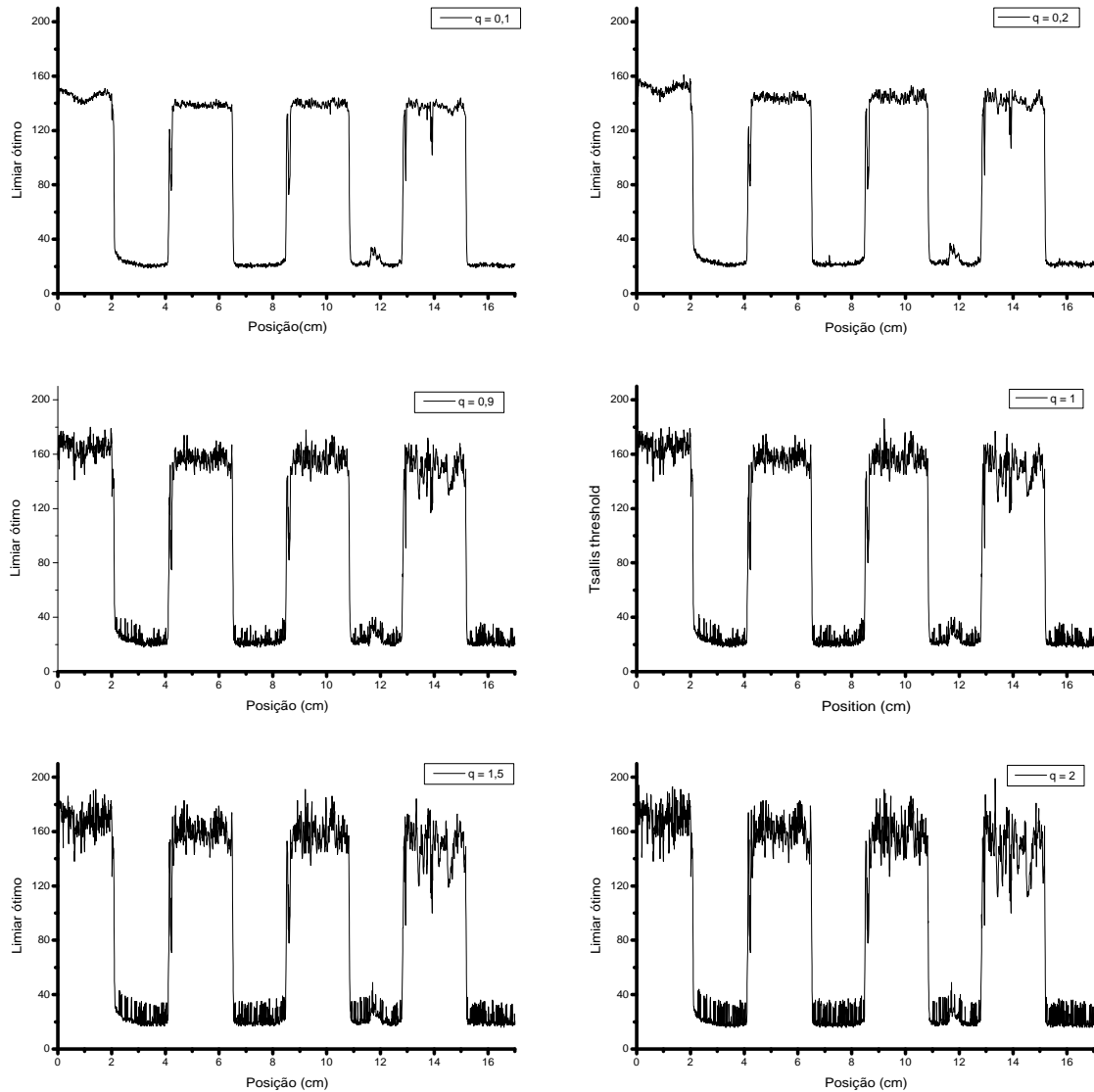
Figura 76 – Limiar ótimo como função da posição da amostra A_2 para diferentes valores de q . Parâmetros usados: laser verde, velocidade v_2 , sem uso de lente convergente.



Fonte – Elaborado pela autora.

resultado, ou seja, o limiar ótimo de Tsallis obtido foi capaz de identificar as variações de rugosidade, mantendo as mesmas características discutidas nos experimentos anteriores. Com relação ao laser vermelho, os resultados também são similares. Nas regiões onde não há processo industrial, o valor do limiar é praticamente constante, enquanto que nas regiões onde há processo, há abrupta mudança nos valores do limiar, que pode ser considerada como uma resposta aos defeitos da amostra, ou seja, às mudanças na rugosidade da superfície. Mais ainda, vale mencionar que para todos os resultados obtidos, o comprimento das regiões contendo defeitos são muito próximas à extensão real das regiões da amostra.

Figura 77 – Limiar ótimo como função da posição da amostra A_1 para diferentes valores de q . Parâmetros usados: laser verde, velocidade v_1 , sem uso de lente convergente.

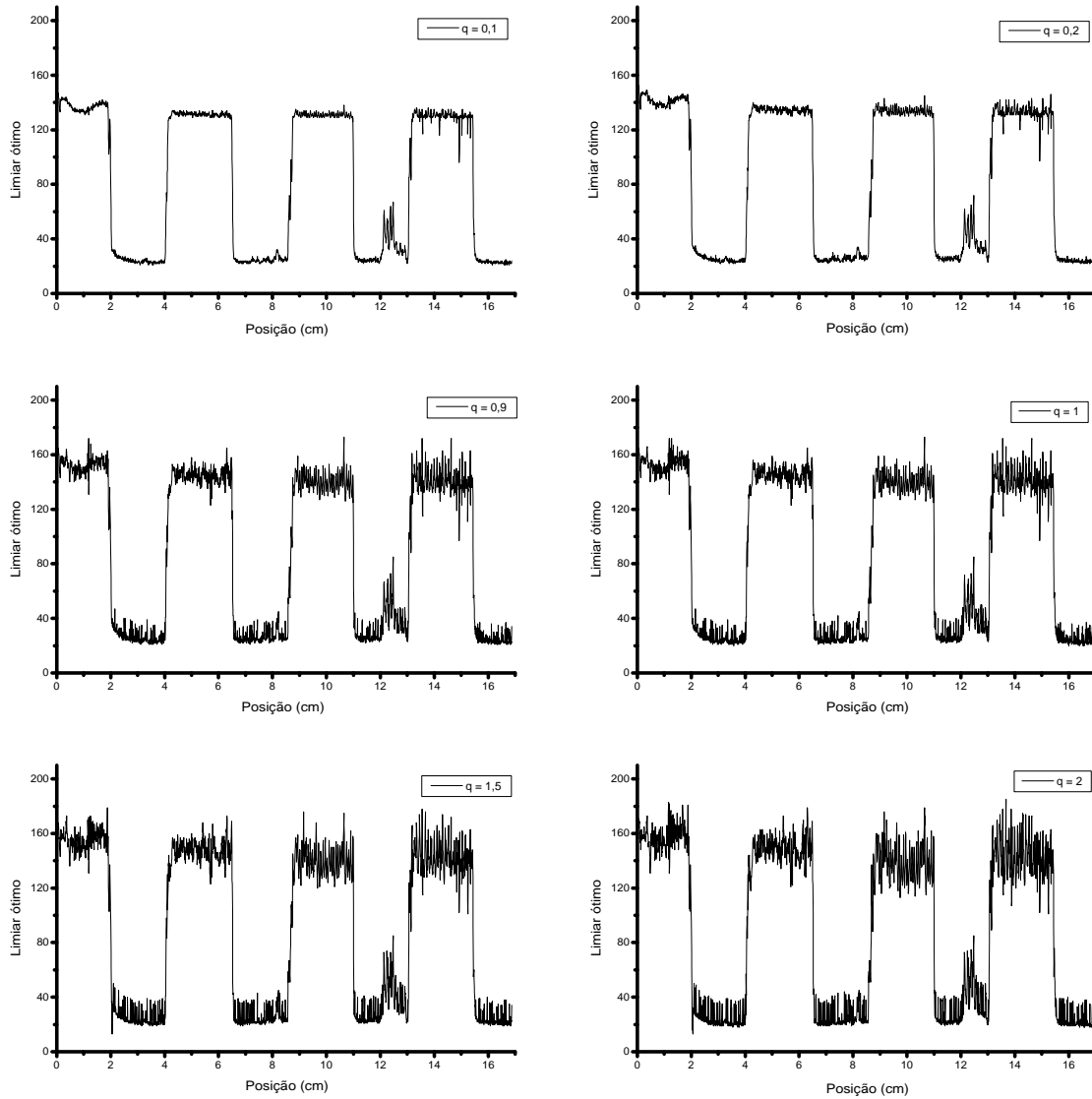


Fonte – Elaborado pela autora.

Quando q assume valores pequenos (por exemplo 0, 1 e 0, 2), as faixas de rugosidade não mostram tanta flutuação quanto às comparadas aos valores maiores, como $q = 1, 5$ ou $q = 2, 0$. Parece que quanto maior o valor de q , mais sensível se torna o procedimento, detectando, portanto, variações de rugosidades muito pequenas.

Os resultados sugerem que este procedimento pode ser empregado para o monitoramento da qualidade da rugosidade de superfícies. Na verdade, pode-se observar que na região em torno de 12 cm (região que não passou por processo industrial), há um pico, que corresponde a um pequeno arranhão nesta região.

Figura 78 – Limiar ótimo como função da posição da amostra A_1 para diferentes valores de q . Parâmetros usados: laser vermelho, velocidade v_1 , sem uso de lente convergente.

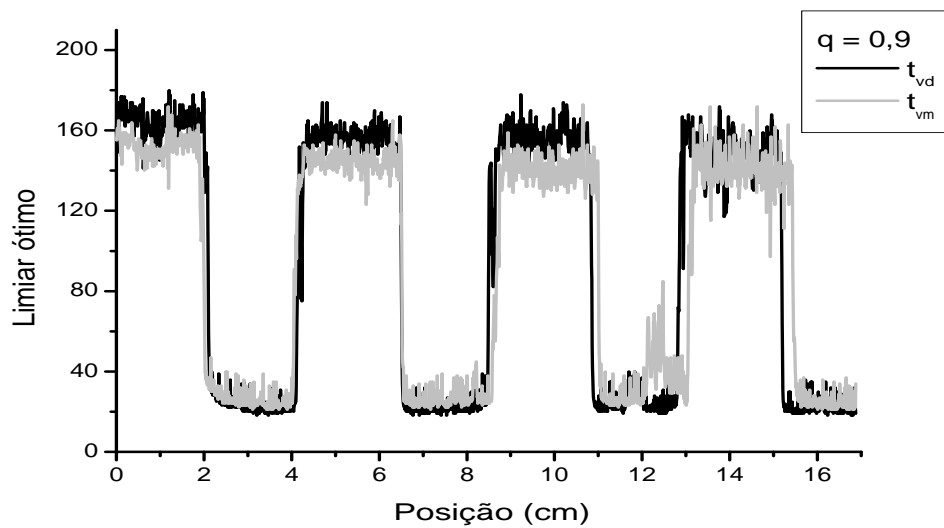


Fonte – Elaborado pela autora.

A fim de comparar os resultados para os lasers verde e vermelho, observe a Figura 79. Primeiramente, é possível perceber que os valores do limiar ótimo são maiores para o laser verde do que para o laser vermelho. Isto está de acordo com os resultados apresentados na Seção 5.2 e publicados em Dias et al. (2017), uma vez que numa amostra, o laser verde produz um padrão de speckle mais iluminado, em comparação ao produzido pelo laser vermelho. Este fato decorre do fato de que o espalhamento depende do comprimento de onda do raio incidente. Além disso, superfícies de alumínio refletem mais na região do verde (532 nm) do que na região do vermelho (aqui, 650 nm), o que contribui para um maior

brilho do padrão de speckle do laser verde, considerando os lasers com mesma intensidade. O espalhamento na direção normal é acentuado para superfícies mais rugosa em ambos os comprimentos de onda dos lasers usados. Na região menos rugosa, percebe-se tanto na Figura 79 (limiar \times posição) quanto na Figura 80 (limiar médio de cada região) que o laser verde tem valor ligeiramente menor nas regiões mais rugosas.

Figura 79 – Limiar ótimo como função da posição para $q = 0,9$ usando laser verde (t_{vd}) e vermelho (t_{vm}).



Fonte – Elaborado pela autora.

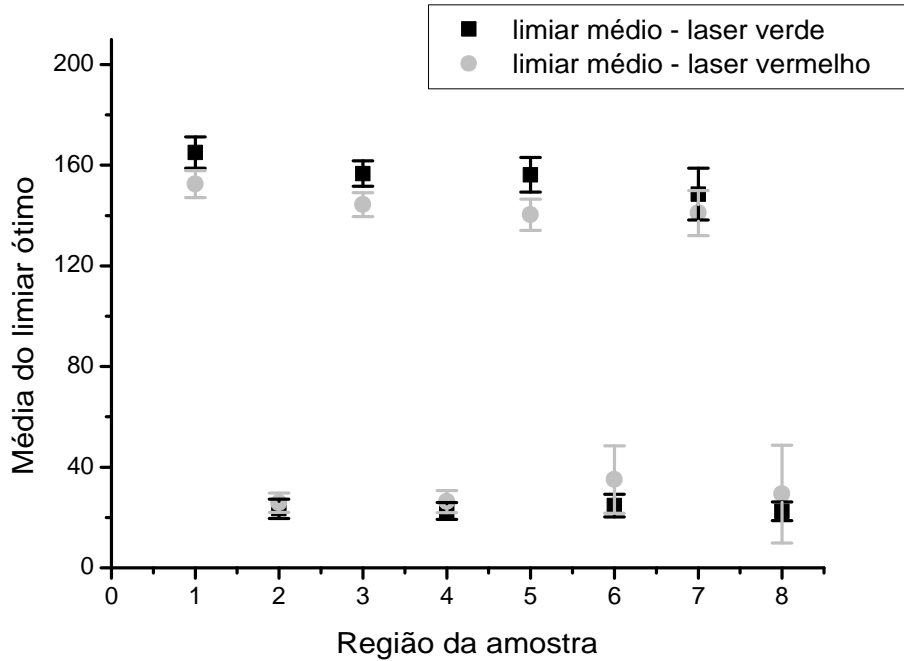
É possível identificar oito regiões de $2 - -2, 2$ cm nas Figuras 77 e 78, sendo quatro delas correspondentes à regiões que passaram por processo (regiões ímpares), e quatro que não passaram (regiões pares). A média dos valores do limiar ótimo foi calculada para cada região e pode ser vista na Figura 80. Os valores médios de cada faixa foram obtidos desprezando-se os valores próximos à fronteira e considerando 235 valores de limiar em posições no interior de cada faixa.

Além de uma clara distinção entre cada uma das regiões da amostra, pode-se observar uma variação de t_{vd} e t_{vm} em cada região, o que sugere que o presente método quantifica defeitos numa superfície. A barra de erro é o erro estatístico, calculado pelo desvio padrão para cada região.

7.2 Considerações finais deste estudo

Com os resultados apresentados foi possível concluir que a segmentação entrópica usando a entropia de Tsallis pode ser também utilizada para caracterizar superfícies metálicas que se encontram em movimento. O resultado apresenta-se melhor à medida

Figura 80 – Média do limiar ótimo de cada uma das regiões da amostra, usando laser verde e vermelho, para $q = 0,9$.



Fonte – Elaborado pela autora.

que temos uma maior variação da rugosidade na superfície. As velocidades utilizadas para a movimentação da peça e o uso da lente convergente não se mostraram parâmetros relevantes nesta análise, o que permite concluir que o limiar ótimo é menos sensível à tais parâmetros, com relação à dimensão fractal e lacunaridade, por exemplo. Para uma melhor análise sobre a velocidade seria necessário um aumento maior da velocidade. Entretanto, acredita-se que, no caso de necessidade da medição da amostra numa velocidade mais alta, no caso de perda significativa da informação, uma possível solução seria a aquisição de uma câmera CCD de maior resolução, o que garantiria uma quantidade suficiente de informação.

Devido à limitação do aparato disponível, não foi possível realizar a medição da rugosidade das regiões distintas da amostra e, portanto, não foi possível construir uma curva de calibração para relacionar a rugosidade e cada um dos parâmetros, com a superfície em movimento. Entretanto, ainda que prova de princípio, este resultado amplia os resultados obtidos por Soares et al. (SOARES et al., 2015), aplicado a superfícies metálicas em repouso, e tem grande relevância por ser um resultado inédito e poder vislumbrar sua aplicação numa de linha de produção, por exemplo.

8 Conclusão

Neste trabalho de tese foram realizados estudos, através de experimentos e processamento de imagens, que permitiram acessar os parâmetros dimensão fractal, lacunaridade e limiar ótimo da segmentação entrópica de Tsallis, relacionando-os à variação de rugosidade de uma superfície, estando ela em movimento. Além disso, foi analisado o efeito da variação de temperatura sobre os parâmetros dimensão fractal, lacunaridade e coeficiente de correlação, onde foi possível identificar que tais parâmetros são sensíveis à variações da temperatura, sendo o primeiro deles menos sensível. Esses resultados são inéditos e comprovam a eficácia de novas técnicas para a detecção de rugosidade de superfícies metálicas, estando elas em repouso ou em movimento e ainda auxiliam na escolha de parâmetro, no caso de medição em locais onde não há controle da temperatura.

Observou-se que as imagens digitais do padrão de speckle são capazes de fornecer informações sobre a superfície analisada, sejam eles gerados por laser verde ($532nm$) ou vermelho ($650nm$). Em relação às informações que foram extraídas dos padrões de speckle, como a dimensão fractal, a lacunaridade e o limiar ótimo via entropia de Tsallis, seguem as conclusões deste trabalho:

1. A dimensão fractal foi capaz de identificar variações de rugosidade e até defeitos de uma amostra, estando ela em movimento. As análises foram feitas com uso do laser verde (532 nm). Além disso, mostrou-se que este parâmetro é influenciado pela velocidade em que a amostra se movimenta (relacionado diretamente a uma perda de informações) e à área iluminada pelo laser;
2. A lacunaridade mostrou-se sensível à rugosidade da superfície em repouso, independente do comprimento de onda do laser utilizado (532 nm e 650 nm). Foi possível estabelecer uma relação quadrática entre estes parâmetros, sendo que a diferença entre os resultados da lacunaridade e dimensão fractal, no que diz respeito à rugosidade, está na concavidade da parábola (positiva para dimensão fractal e negativa para lacunaridade);
3. Para o caso de superfícies metálicas em movimento, constatou-se que a lacunaridade também possui sensibilidade para identificar variações de rugosidade, o que sugere que esta técnica possa ser aplicada em situações reais, como por exemplo, no monitoramento de produtos numa linha de produção;
4. A dimensão fractal, lacunaridade e coeficiente de correlação obtidos de padrões de speckle de superfícies metálicas se mostraram sensíveis a variações de temperatura. A dimensão fractal se mostrou o parâmetro menos sensível, seguido pela lacunaridade e

correlação, nesta ordem. Infere-se, portanto, que para aplicações com grande variação de temperatura, o parâmetro dimensão fractal seja utilizado para medidas e detecção de variações de rugosidade;

5. Ao analisar uma amostra de alumínio comercial, considerando pequenas variações de temperatura (da ordem de 10°C), a correlação se mostrou um parâmetro muito apropriado para a medida de temperatura;
6. A segmentação entrópica, via Entropia de Tsallis, das imagens dos padrões de speckle mostrou-se sensível à variação de rugosidade de uma superfície em movimento, independente do parâmetro q adotado e do tipo de laser que ilumina a amostra para a obtenção dos padrões de speckle (532 nm e 650 nm). Mesmo com uma variação da velocidade na qual a peça se movimenta, foi possível identificar as faixas das amostras onde houve grande variação de rugosidade.

Os problemas estudados e os resultados encontrados, ainda que provas de princípio, apontam para novas técnicas para o monitoramento de defeitos e desgastes, entendidos como variação de rugosidade, ou mesmo para novas técnicas de medida de rugosidade de superfícies metálicas. Desta forma, esta Tese contribui com a construção de novos processos na área de Engenharia.

9 Trabalhos Futuros

9.1 Sugestões para Trabalhos Futuros

Dando continuidade a este trabalho de tese, como possíveis trabalhos futuros, pode-se apontar:

1. Estudar outros parâmetros fractais para o estudo da variação de rugosidade;
2. Utilizar laser com comprimento de onda no infravermelho para avaliar a possibilidade de seu uso na detecção de rugosidade;
3. Analisar a influência dos parâmetros fractais dimensão fractal e lacunaridade para detecção de variação de rugosidade utilizando-se ligas de materiais distintos;

Referências

- ABE, S.; TIRNAKLI, U.; VAROTSOS, P. A. Complexity of seismicity and nonextensive statistics. *Europhysics News*, p. 205–208, 2005. Citado na página 56.
- ALBUQUERQUE, M. P. de et al. Image thresholding using tsallis entropy. *Patt. Recog. Lett.*, v. 25, n. 9, p. 1059–1065, jul 2004. Citado 5 vezes nas páginas 25, 52, 56, 57 e 70.
- ALLAIN, C.; CLOITRE, M. Characterizing the lacunarity of random and deterministic fractal sets. *Phys. Rev. A*, v. 44, p. 3352–3358, 1991. Citado 3 vezes nas páginas 44, 46 e 47.
- ARIMITSU, T.; ARIMITSU, N. Tsallis statistics and turbulence. *Chaos Solitons Fractals*, v. 13, p. 479–480, 2002. Citado na página 56.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. *NBR 4287*: Especificações geométricas do produto (gps) - rugosidade: Método do perfil - termos, definições e parâmetros da rugosidade. Rio de Janeiro, 2002. 18 p. Citado 5 vezes nas páginas 29, 30, 31, 32 e 66.
- BACKERS, A. R. A new approach to estimate lacunarity of texture images. *Pattern Recognition Letters*, v. 34, p. 1455–1461, 2013. Citado 3 vezes nas páginas 23, 24 e 46.
- BARROS, M. M. *Identificação de dimensões fractais a partir de uma analogia dinâmica*. Dissertação (Mestrado) — Laboratório Nacional de Computação Científica, Petrópolis - RJ, 2007. Citado na página 37.
- CAMARGO, A. L. P. *Espalhamento de luz laser em superfícies metálicas: aplicação no estudo de rugosidade*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal Fluminense, Niterói - RJ, 2018. Citado 2 vezes nas páginas 33 e 35.
- CARRASCO, G. C. *Image CorrelationJ*. 2005–2008. Disponível em: <<http://www.gcsca.net/IJ/ImageCorrelationJ.html>>. Acesso em: 13 jan. 2019. Citado na página 70.
- CHINGA, G.; SYVERUD, K. Quantification of paper mass distributions within local picking areas. *Nordic Pulp Paper Res. J.*, v. 22, n. 4, p. 441–446, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 48 e 49.
- CLARKE, G. M.; COOKE, D. *A basic course in Statistics*. fifth. [S.l.]: Hodder Education, 2004. Citado na página 49.
- CONCI, A.; CAMPOS, C. F. J. An efficient differential box-counting fractal dimension approach for experimental image variation characterization. In: *Proceedings IWISP 96*. Manchester, UK: [s.n.], 1996. p. 665–668. Citado 4 vezes nas páginas 36, 37, 40 e 43.
- CORRÊA, R. D. et al. Fractal structure of digital speckle patterns produced by rough surfaces. *Physica A*, v. 392, p. 869–874, 2013. Citado 12 vezes nas páginas 21, 23, 24, 32, 34, 37, 43, 44, 77, 83, 84 e 91.

- DEUTSCHES INSTITUT FÜR NORMUNG. *DIN 4768*: Determination of surface roughness R_a , R_z , R_{max} with electric stylus instruments. Rio de Janeiro, 1990. Citado 2 vezes nas páginas 66 e 103.
- DIAS, M. R. B. et al. Lacunarity study of speckle patterns produced by rough surfaces. *Physica A*, v. 486, p. 328–336, 2017. Citado 7 vezes nas páginas 23, 24, 37, 47, 70, 83 e 114.
- DIAS, M. R. B. et al. Effect of temperature on digital images of speckle patterns generated by a metallic rough surface. *Optics & Laser Technology*, v. 113, p. 27 – 34, may 2019. Citado 3 vezes nas páginas 25, 75 e 93.
- DIAS, M. R. B. et al. Monitoring finishing of moving metallic surface through tsallis entropic segmentation. (submitted). Citado na página 105.
- DINIZ, P. R. B. *Segmentação de tecidos cerebrais usando entropia Q em imagens de Ressonância Magnética de pacientes com esclerose múltipla*. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Medicina de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto - SP, 2008. Citado 3 vezes nas páginas 52, 54 e 56.
- DONG, P. Test of a new lacunarity estimation method for image texture analysis. *Int. J. Remote Sens.*, v. 21, n. 17, p. 3369–3373, 2000. Citado 4 vezes nas páginas 22, 23, 24 e 46.
- FEDER, J. *Fractals*. New York: Plenum Press, 1988. Citado 5 vezes nas páginas 21, 37, 38, 40 e 42.
- FEIJÓ, T. O. *Medição de temperatura*. 2013. Disponível em: <http://cta.if.ufrgs.br/projects/instrumentacao-fisica/wiki/Medicao_de_Temperatura>. Acesso em: 07 jan. 2019. Citado na página 24.
- GANGEPAIN, J. J.; ROQUES-CARMES, C. Fractal approach to two-dimensional and three-dimensional surface roughness. *Wear*, v. 109, n. 1-4, p. 119–126, 1986. Citado na página 40.
- GHOSHASTIDAR, D.; DUKKIPATI, A.; BHATNAGAR, S. q-gaussian based smoothed functional algorithms for stochastic optimization. In: *IEEE International Symposium on Information Theory (ISIT)*. [S.l.: s.n.], 2012. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 56.
- GONZALES, R. C.; WOODS, R. E. *Digital Image Processing*. third. [S.l.]: Prentice Hall, 2008. Citado 6 vezes nas páginas 21, 25, 50, 51, 52 e 53.
- GONZALES, R. C.; WOODS, R. E.; EDDINS, S. L. *Digital Image Processing using MATLAB*. [S.l.]: Prentice Hall, 2004. Citado 2 vezes nas páginas 50 e 53.
- GOODMAN, J. W. Some fundamental properties of speckle. *J. Opt. Soc. Am.*, v. 66, n. 11, p. 1145–1150, 1976. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 33.
- JAIN, A. K. *Fundamentals of digital image processing*. [S.l.]: Prentice Hall, 1989. 565 p. Citado na página 50.
- KARPERIEN, A. *Fraclac for ImageJ*. 1999–2003. Disponível em: <<http://rsb.info.nih.gov/ij/plugins/fraclac/FLHelp/Introduction.htm>>. Acesso em: 07 jan. 2019. Citado 3 vezes nas páginas 45, 47 e 70.

- KARPERIEN, A. *Defining Microglial Morphology: Form, Function, and Fractal Dimension*. Dissertação (Master of Health Science (honours) research) — Charles Sturt University, 2004. Citado 2 vezes nas páginas 40 e 47.
- KARPERIEN, A. et al. Automated detection of proliferative retinopathy in clinical practice. *Clin Ophthalmol.*, v. 2, n. 1, p. 109–122, 2008. Citado 3 vezes nas páginas 40, 46 e 47.
- KELLER, J.; CROWNOVER, R.; CHEN, S. Texture description and segmentation through fractal geometry. *Comput. Vision Graphics and Image Processing*, v. 45, p. 150–160, 1989. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 40.
- KILHIAN, K. *As curvas contínuas sem derivada*. 2010. Disponível em: <<https://www.obaricentrodamente.com/2010/09/as-curvas-continuas-sem-derivadas.html>>. Acesso em: 23 jan. 2019. Citado na página 38.
- KONDEV, J.; HENLEY, C. L.; SALINAS, D. G. Nonlinear measures for characterizing rough surface morphologies. *Physical Review E*, v. 61, n. 1, p. 104–125, jan. 2000. Citado na página 44.
- KWANŚY, W. et al. Fractal and multifractal characteristics of pvd coatings. *J. of Ach. in Mat. and Man. Eng.*, v. 24, p. 159 – 162, 2007. Citado na página 36.
- KWANŚY, W.; MIKUTA, J.; DOBRZAŃSKI, L. A. Fractal and multifractal characteristics of coatings deposited on pure oxide ceramics. *J. of Ach. in Mat. and Man. Eng.*, v. 17, p. 257 – 260, 2006. Citado na página 36.
- LÉGER, D.; MATHIEU, E.; PERRIN, J. C. Optical surface roughness determination using speckle correlation technique. *Applied Optics*, v. 14, p. 872–877, 1975. Citado na página 48.
- LEROUX, P.; LI, D. In situ high temperature surface morphology using 3d profilometry. *Technical Report*, 2015. Citado na página 24.
- LOPES, R.; BETROUNI, N. Fractal and multifractal analysis: A review. *Medical Images Analysis*, v. 13, p. 634 – 649, 2009. Citado na página 36.
- LUNG, C. W. et al. Relation between fractal dimension and roughness index for fractal surfaces. *Physics Review E*, v. 60, n. 5, p. 721–722, 1999. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 32.
- MANDELBROT, B. B. Fractal geometry: what it is, and what does it do? *Proc. R. Soc. Lond. A*, v. 423, p. 3–16, 1989. Citado 4 vezes nas páginas 35, 37, 38 e 44.
- MANDELBROT, B. B.; PASSOJAT, D. E.; PAULLAY, A. J. Fractal character of fracture surfaces of metals. *Nature*, v. 308, p. 721–722, 1984. Citado na página 32.
- MEIRELES, J. B. et al. Effect of metallic surface roughness on the speckle pattern formation at diffraction plane. *Optics and Lasers in Engineering*, v. 50, p. 1731–1734, 2012. Citado 4 vezes nas páginas 23, 24, 32 e 34.
- MELO, R. J. C. *Using Fractal Characteristics such as Fractal Dimension, Lacunarity and Succolarity to Characterize Texture Patterns on Images*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal Fluminense, Niterói - RJ, 2007. Citado 6 vezes nas páginas 21, 36, 37, 38, 39 e 40.

- MUKAKA, M. M. A guide to appropriate use of correlation coefficient in medical research. *Malawi Medical Journal*, v. 24, n. 3, p. 69–71, sep. 2012. Citado 2 vezes nas páginas 48 e 49.
- MYNT, S. W.; MESEV, V.; LAM, N. Urban textural analysis from remote sensor data: Lacunarity measurements based on the differential box counting. *Geophysical Analysis*, v. 38, p. 371–390, 2006. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 46.
- NATIONAL RESEARCH COUNCIL - USA. *Characterization of materials*. Publication mab-229-m. [S.l.], 1967. Citado na página 22.
- NEZHADHAGHIGHI, M. G.; RAJABPOUR, M. A.; SALINAS, D. G. Contour lines of the discrete scale-invariant rough surfaces. *Physical Review E*, v. 83, p. 21–121, jan. 2000. Citado na página 44.
- NOBUYUKI, O. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Trans. Sys., Man. Cyber.*, v. 9, p. 62–66, 1979. Citado na página 53.
- PAIVA JUNIOR, R. D.; MURATSUMO, M. Desenvolvimento de um rugosímetro a laser. *Revista de Física Aplicada e Instrumentação*, v. 7, n. 2, p. 60–69, jun 2004. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 32.
- PELEG, S. et al. Multiple resolution texture analysis and classification. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, PAMI-6, p. 518–523, 1984. Citado na página 40.
- PENTLAND, A. P. Fractal based description of natural scenes. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, PAMI-6, p. 661–674, 1984. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 40.
- PENTLAND, A. P. Shading into texture. *Artificial Intell.*, v. 29, p. 147–170, 1986. Citado na página 22.
- PERSSON, U. Surface roughness measurement on machined surfaces using angular speckle correlation. *J. Mater. Process. Technol.*, v. 180, p. 233–238, 2006. Citado na página 48.
- PLOTNICK, R. E. Lacunarity analysis: A general technique for the analysis of spatial patterns. *Phys. Rev. E*, v. 53, n. 5, p. 5461–5468, 1996. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 46.
- PRATO, D.; TSALLIS, C. Nonextensive foundation of levy distributions. *Phys. Rev. E*, v. 60, p. 2398–2401, 1999. Erratum *Phys. Rev. Lett.* 77, 5442 (1996). Citado na página 56.
- RASBAND, W. S. *ImageJ*. Bethesda, Maryland, USA: [s.n.], 1997–2014. Disponível em: <<http://imagej.nih.gov/ij/>>. Acesso em: 07 jan. 2019. Citado 4 vezes nas páginas 54, 55, 70 e 77.
- RIGAUT, J. P. Automated image segmentation by mathematical morphology and fractal geometry. *J. Microscopy*, v. 150, p. 21–30, 1988. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 25.
- SAHOO, P. K.; SOLTANI, S.; WONG, A. K. C. A survey of thresholding techniques. *Computer vision, graphics and image processing*, v. 41, p. 233–260, 1988. Citado 4 vezes nas páginas 25, 51, 52 e 53.

- SAMPAIO, A. L. et al. Hurst exponent determination for digital speckle patterns in roughness control of metallic surfaces. *Optics and Lasers in Engineering*, v. 49, p. 32–35, 2011. Citado 4 vezes nas páginas 23, 24, 34 e 84.
- SARKAR, N.; CHAUNDHURI, B. B. An efficient differential box-counting approach to compute fractal dimension of image. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, v. 34, n. 1, p. 115–120, jan. 1994. Citado 2 vezes nas páginas 40 e 41.
- SERRA, C. P.; KARAS, E. W. *Fractais gerados por Sistemas Dinâmicos Complexos*. Curitiba: Champagnat, 1997. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 38.
- SHANNON, C. E. Mathematical theory of communication. *Bell Syst. Tech. J.*, v. 27, n. 3, p. 379–423, jul 1948. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 56.
- SILVA, E. R. d.; MURAMATSU, M. O fenômeno do speckle como introdução à metrologia óptica no laboratório didático. *Revista Brasileira de Ensino de Física*, scielo, v. 29, p. 283 – 286, 2007. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1806-11172007000200013&nrm=iso>. Citado na página 33.
- SIROHI, R. S. (Ed.). *Speckle metrology*. [S.l.]: Marcel Dekker, Inc., 1993. 551 p. Citado 4 vezes nas páginas 29, 31, 32 e 34.
- SOARES, H. C. *Análise de superfícies metálicas em movimento utilizando o expoent de Hurst*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal Fluminense, Volta Redonda - RJ, 2012. Citado 6 vezes nas páginas 23, 24, 32, 33, 34 e 35.
- SOARES, H. C. et al. Tsallis threshold analysis of digital speckle patterns generated by rough surfaces. *Physica A*, v. 432, p. 1–8, 2015. Citado 8 vezes nas páginas 23, 25, 34, 56, 57, 105, 106 e 116.
- SOARES, H. C. et al. Hurst exponent analysis of moving metallic surfaces. *Physica A*, v. 392, p. 5307–5312, 2013. Citado 3 vezes nas páginas 23, 29 e 34.
- TAY, C. J. et al. Whole-field determination of surface roughness by speckle correlation. *Applied Optics*, v. 13, p. 2324–2335, 1995. Citado na página 48.
- TOTTEN, G. E.; MACKENZIE, D. S. (Ed.). *Handbook of Aluminum: Physical Metallurgy and Processes*. New York: Marcel Dekker, Inc., 2003. v. 1. Citado na página 103.
- TRIVEDI, V. et al. Optical temperature sensor using speckle field. *Sensors and Actuators A: Physical*, v. 216, p. 312–317, 2014. Citado 3 vezes nas páginas 48, 94 e 101.
- TSALLIS, C. Possible generalization of boltzmann–gibbs statistics. *J. Stat. Phys.*, v. 52(1-2), p. 479–487, 1998. Citado 3 vezes nas páginas 25, 55 e 57.
- TSALLIS, C. et al. Statistical-mechanical foundation of the ubiquity of levy distributions in nature. *Phys. Rev. Lett.*, v. 75, 1995. Erratum *Phys. Rev. Lett.* 77, 5442 (1996). Citado na página 56.
- XU, D. et al. Evaluation of surface roughness of a machined metal surface based on laser speckle pattern. *The Journal of Engineering*, v. 2018, n. 9, p. 773–778, 2018. Citado 3 vezes nas páginas 23, 24 e 32.

YOSHIZAWA, T. (Ed.). *Handbook of Optical Metrology: Principles and applications*. second. Florida: CRC Press, 2009. 930 p. Citado 4 vezes nas páginas 24, 32, 33 e 34.

ZAITOUN, N. M.; AQEL, M. J. Survey on image segmentation techniques. *Procedia Computer Science*, v. 65, p. 797–806, 2015. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 52.

ZORPETTE, G. Fractal: Not just another pretty picture. p. 29–31, 1988. Citado na página 21.

Apêndices

APÊNDICE A – Artigo publicado 1



Contents lists available at ScienceDirect

Physica A

journal homepage: www.elsevier.com/locate/physa

Lacunarity study of speckle patterns produced by rough surfaces

M.R.B. Dias^{a,b}, D. Dornelas^b, W.F. Balthazar^c, J.A.O. Huguenin^b, L. da Silva^{a,b,*}

^a Programa de Pós-Graduação em Engenharia Metalúrgica (PPGEM), Escola de Engenharia Industrial Metalúrgica de Volta Redonda, Universidade Federal Fluminense, Volta Redonda - RJ, CEP 27, 255-125, Brazil

^b Instituto de Ciências Exatas, Universidade Federal Fluminense, Volta Redonda - RJ, CEP 27, 213-145, Brazil

^c Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Estado do Rio de Janeiro, Campus Volta Redonda, Volta Redonda - RJ, CEP 27, 213-100, Brazil

HIGHLIGHTS

- We unveil the gappiness, measured through Lacunarity, of digital speckle patterns produced by light scattering from rough surfaces.
- We relate Lacunarity of the digital images with the surface roughness of metallic samples.
- We propose an alternative technique for characterizing roughness changes in both static and moving metallic surfaces.

ARTICLE INFO

Article history:

Received 28 January 2017

Received in revised form 14 May 2017

Available online 27 May 2017

Keywords:

Lacunarity
Speckle pattern
Roughness

ABSTRACT

In this work we report on the study of Lacunarity of digital speckle patterns generated by rough surfaces. The study of Lacunarity of speckle patterns was performed on both static and moving rough surfaces. The results show that the Lacunarity is sensitive to the surface roughness, which suggests that it can be used to perform indirect measurement of surface roughness as well as to monitor defects, or variations of roughness, of metallic moving surfaces. Our results show the robustness of this statistical tool applied to speckle pattern in order to study surface roughness.

© 2017 Elsevier B.V. All rights reserved.

1. Introduction

Digital image analysis has a very important role on characterization field, particularly in the industrial sector for measuring and quality control [1], as well as in the medical diagnostics field [2]. Fractal and multifractal features [3] of different sets, such as images, started to be analyzed by different tools, and became very popular in the last decades [4]. Tsallis Threshold [5–7], Hurst exponent [8], among others present significant applications in several fields of knowledge. Lacunarity [9] can be used to characterize the distribution of gap sizes and the deviation from translational invariance of a set and it is very suitable to access the texture of an object [10,11], such as an image. Thus, applications of Lacunarity on digital images can be found in numerous fields of the knowledge. For instance, environmental problems can be investigated by the study of the Lacunarity of geographic SAR images, as the dynamic scene of Brazilian Pantanal [12], sea ice discrimination [13], and forest clutter distribution [14]. In the health field, melanoma diagnosis [15], proliferative retinopathy [16] and dental radiographs [17] are few examples that can also be investigated with Lacunarity.

* Correspondence to: Rua Desembargador Ellis Hermydio Figueira 783, Atterrado, Volta Redonda - RJ, CEP 27, 213-145, Brazil.

E-mail address: ladariosilva@id.uff.br (L. da Silva).

Speckle metrology is a field of laser-based methods with very sensitive response in different kinds of measurements, such as displacement and deformations of objects [18–20] and particle image velocimetry (PIV) [21,22]. It is also very employed in the analysis of rough surfaces. For instance, fractal dimension of speckle patterns [23], the ratio of the number of bright and dark pixels of speckle patterns [24,25] and angular speckle correlation [26] to cite a few. Particularly, Hurst exponent analysis of speckle patterns generated by rough surface was also used to propose a method to study roughness of metallic surfaces [8]. The extension of this study for moving samples revealed a powerful tool to monitor defects on moving metallic surfaces [27]. This is particularly interesting for envisaging an operational procedure to be used in industries. Considering temporal evolution of the scattering surfaces, dynamical speckle patterns present interesting applications as the study of corrosion processes [28] and micro-organism mobility [29].

The granularity observed in the spatial intensity distribution of speckle patterns strongly indicates that Lacunarity is also suitable for exploring speckle patterns. For this reason, in this work, we investigate the Lacunarity of digital images of speckle patterns produced by the laser scattering of metallic rough surfaces. We demonstrated a clear correspondence between the surface roughness and the Lacunarity of the respective digital speckle pattern produced by static metallic rough surfaces. We also performed a study for moving metallic samples whose results show a potential method to monitor moving metallic rough surfaces. This paper is organized as follows. In Section 2, we introduce the technique used for calculating the Lacunarity of digital speckle patterns. The experimental production of digital speckle patterns by using rough surfaces is presented in Section 3. The results and discussions are showed in Section 4. Finally, we summarize our conclusions in Section 5.

2. Lacunarity of speckle patterns

Mandelbrot [3,30] defined fractal dimension in order to characterize the complexity of fractal objects with applications in the investigation of texture of digital images [31]. However, as recognized by Mandelbrot, different objects may present the same fractal dimension and have completely different texture patterns. Thus, the fractal dimension itself would be insufficient to characterize such texture patterns and Lacunarity [32] appears to better address the problem. Lacunarity is complementary to the fractal dimension and it can also be used to characterize the texture of a fractal structure. It is related to the distribution of empty spaces (lacuna) of a set, such as an image. Generally, if empty spaces in a set with fractal properties present a huge diversity of sizes, it will have a high Lacunarity. Otherwise, if a fractal structure has a regular space distribution, the Lacunarity will be low. This can also be understood as an invariance under translation. The more invariant the structure, the lower is its Lacunarity. In other words, a low Lacunarity, generally, indicates homogeneity, while high Lacunarity indicates heterogeneity.

To calculate the Lacunarity of any set one may to analyze the mass distribution M of the considered set. A very popular approach, proposed by Allain and Cloitre [33], defines $n(M, r)$ as the number of boxes with size r and mass M . The probability function $Q(M, r)$ is obtained by dividing $n(M, r)$ by the total number of boxes. The Lacunarity at scale r is defined by the mean-square deviation of the fluctuations of the mass distribution probability $Q(M, r)$ divided by its square mean as following:

$$\Lambda(r) = \frac{\sum_M M^2 Q(M, r)}{[\sum_M M Q(M, r)]^2}. \quad (1)$$

This is ultimately the second moment divided by the square of the first one plus one, i.e.,

$$\Lambda(r) = \frac{\sigma(r)}{\mu^2(r)} + 1. \quad (2)$$

There are several methods used to estimate Lacunarity of an image [34]. For this study, Lacunarity of 8-bit gray level digital images of speckle patterns was calculated using the algorithm devised and implemented by A. Karperien in the free Fraclac[®] plugin [35]. As we used 8-bit gray level images, the mass M in Eq. (1) was calculated as in the differential box counting (DBC) algorithm [36–38].

In general terms, DBC considers the image as a matrix of size $m \times n$, $m \geq n$. To each pixel (x, y) of the matrix we can associate its gray level (a z -coordinate) between 0 and 255. Consider that an image of size $m \times n$ pixels has been scaled down to a size $s \times s$ where $1 < s \leq n/2$ and s is an integer. Then we have an estimate of $r = s/n$. The (x, y) space is partitioned into grids of size $s \times s$. On each grid, centered in coordinates (i, j) , there is a column of boxes of size $s \times s \times s'$. If the total number of gray levels is G then $G/s' = n/s$. Let the minimum and maximum gray level of the image in the grid centered in (i, j) fall in box number k and l , respectively. According to [36,37],

$$n_r(i, j) = l - k + 1, \quad (3)$$

is the contribution of N_r for this grid centered in (i, j) . Sweeping the image plane we take contributions from all grids. So the mass distribution M is defined as

$$M = N_r = \sum_{i,j} n_r(i, j), \quad (4)$$

where M is counted for different values of r .

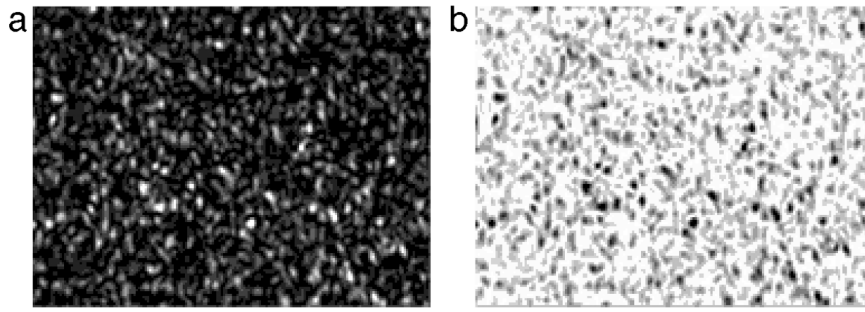


Fig. 1. (a) Speckle patterns formed by scattering light in a rough surface. (b) The complementary image of speckle pattern (a).

Following A. Karperien [35], in order to obtain the Lacunarity Λ by using in the FracLac[®] plug-in, we first define λ :

$$\lambda(r, g) = \frac{\sigma(r, g)}{\mu^2(r, g)}, \quad (5)$$

where r is the already cited box size (or scale) and g is the grid orientation, which stands for the particular way the boxes are placed in the image plane [35]. So we calculate the average over the scales and over all grid orientations to obtain the Lacunarity Λ :

$$\Lambda = \langle \lambda(r, g) \rangle_{r, g}. \quad (6)$$

Let us apply this procedure to calculate the Lacunarity of a digital speckle pattern image. In all static measures, the images are 8-bit gray level ones with 1024×768 so that 100 scales and 100 grid orientations were used. Fig. 1-(a) presents a typical speckle pattern produced by the scattering of a laser beam in a static rough surface.

Applying the procedure proposed [35] for images of speckle patterns shown in Fig. 1-(a) the resulting Lacunarity is $\Lambda_a = 0.0334$. It is worth to mention that if the intensity distribution is produced by a regular rough surface, the scattering of light does not vary point-to-point in the surface and the intensity distribution will not present heterogeneity. Note that in Fig. 1-(a) the intensity distribution is quite homogeneous and we do not observe a wide variety of sizes of islands of intensity. Irregularities or defects in surfaces can produce a non uniform intensity distribution, leading to an increasing of the Lacunarity.

Another important question to be addressed regards the complementarity of the images. Fig. 1-(b) is the complementary image of the Fig. 1-(a). Assuming $\xi_{i,j}$ is the pixel intensity (gray level) in the position (i, j) , the complementary pixel intensity is obtained by taking $\xi_{i,j} = 255 - \xi_{i,j}$. The black (white) pixel becomes white (black). In this situation, the DBC method does not distinguish gray level intensity variations between the two images, yielding the same value of Lacunarity $\Lambda_b = \Lambda_a = 0.0334$.

In the next section we present the experiment performed to study the dependence of the Lacunarity of speckle patterns with respect to the surface roughness.

3. Experiment

In order to study the Lacunarity of speckle patterns produced by rough surfaces we prepared seven samples of commercial aluminum. The samples present surfaces of 2.0×3.0 cm and were prepared by using sandpapers with final different granulometry of 120, 220, 360, 400, 600, 2000 and 2500 MESH. We started by polishing all samples with the rougher sandpaper (120 MESH). We separated one of them to be identified as the 120 MESH sample. The six remaining samples were polished with the sandpaper 220 MESH. Between then, we take one to be identified as the 220 MESH sample, once this was the last sandpaper used. We continue the procedure in order to obtain the 400, 600, 2000 and 2500 MESH samples. The respective average roughness (R_a) were measured by using a Leica[®] DCM3D Confocal Microscope.

The speckle patterns were obtained by means the experimental setup sketched in Fig. 2(a). The laser source beam passes through a variable neutral density filter (NF) in order to control the incident power of the laser. The laser power is adjusted taking into account the saturation of the speckle patterns. We start with the rougher surface, which produces a more intense scattering pattern at normal direction. We calibrate the laser intensity in order to avoid saturation for this sample. After this first calibration, the intensity is kept fixed for all others samples. The incidence angle is kept fixed (45°) by respect the normal direction of the samples surface. A Charge Coupled Device (CCD) monochromatic camera is placed in the normal direction of the surface sample at a distance of 20 cm. No lenses are used in the camera and we register in this case the speckle patterns in the diffraction plane. The Lacunarity of each speckle pattern is calculated as described in Section 2, using the FracLac[®] plug-in. Then, we can observe the Lacunarity as a function of the mean roughness (R_a) of the samples.

We performed the experiment by using two different lasers: a green laser (DPSS laser, 532 nm, vertically polarized) and a red laser (Diode laser, 650 nm, vertically polarized). By using the neutral filter the lasers powers were adjusted to be the same. Therefore, we can calculate the lacunarity Λ^G from the speckle produced with the green laser beam and Λ^R from the speckle produced with the red laser beam.

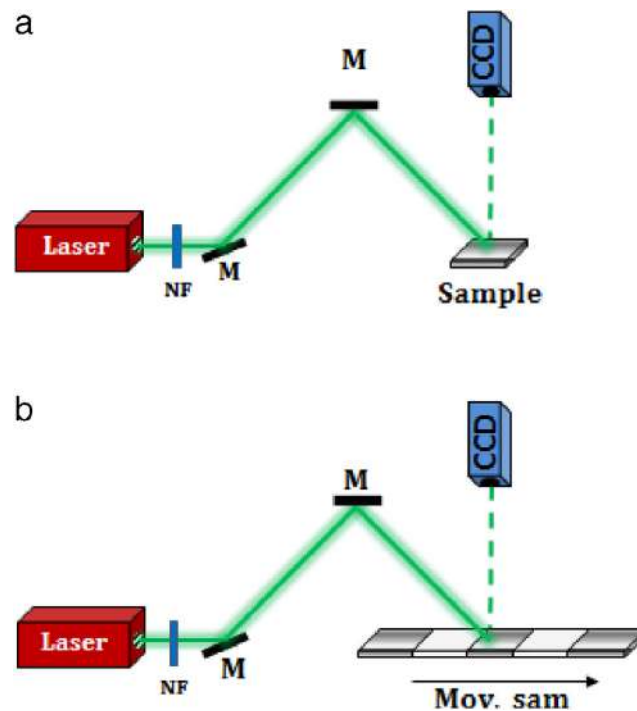


Fig. 2. Experimental setup. A laser beam passes through a neutral filter (NF) and it is guided to the sample with the aid of mirrors (M). The CCD is always positioned in the normal direction with respect to the surface. In (a) the static analysis is depicted, once the sample is stationary. In (b) a moving sample is illuminated so that regions with different roughness (or defects) produce different speckle patterns acquired by the CCD.

In order to study the Lacunarity response under speckle pattern changes produced by a moving rough surface, we use a different sample. This sample consist in a 24.00 cm long commercial aluminum bar, 5.00 cm width, prepared in order to present alternate 2.50 cm long regions with commercial finishing and different roughness surface produced by a milling cutter. The machined region was prepared in order to increase its roughness. However, We did not measure the roughness of these regions. The entire sample was placed in a linear moving platform which we can control the speed. As depicted in Fig. 2(b), the sample is translated linearly while the lasers and the CCD camera are kept fixed. The platform allowed us to measure only 17.00 cm of the bar. The speckle pattern acquisition is performed by means the production of a movie during the sample translation. The speed of the sample was setted in 2.3 mm/s. Considering the acquisition rate of the CCD camera, 30 frames per second, we relate each moving frame with the respective position that generated the registered speckle pattern. Using this acquisition rate, the image size is changed to 720×480 pixels. Then, we calculate the Lacunarity for each frame of the movie and plot the obtained Lacunarity as a function of the position of the sample. In this configuration, 100 grid orientations and 12 scales were used to obtain the Lacunarity for moving samples.

4. Results and discussions

Let us start by the results of the static experiment, in which we study the Lacunarity Λ of the speckle pattern as a function of the surface roughness. The digital speckle patterns obtained from the each rough sample are presented in Fig. 3. We can observe that the intensity distribution is sensitive to the roughness of each sample for both used wavelengths. The more intense distribution is due to the rougher surface ($R_a = 1.34 \mu\text{m}$) while the less illuminated image is produced by the less rough sample ($R_a = 0.36 \mu\text{m}$). Note that the behavior is similar for green (Fig. 3(a)) and red (Fig. 3(b)) laser. We note that, for a given sample, the green laser produced a more illuminated speckle pattern compared with the one produced by the red laser. It is due the fact that the scattering depends on the wavelength. In addition, aluminum surfaces reflect more in the green band (532 nm) than in the red band (in our case 650 nm), which contributes to a higher brightness of the speckle pattern produced by the green laser compared to that produced by the red laser with the same incident intensity.

This is in accordance with previous results [8,23]. The scattering in the normal direction is accentuated for rougher surface for both used laser wavelengths. These speckle patterns were used to calculate the Lacunarity as presented in Section 2. The result for the Lacunarity Λ as a function of the surface roughness is showed in Fig. 4 (square dots for green laser and triangles for red laser). A clear and similar dependence between Lacunarity and roughness can be observed for both laser wavelengths. We observed a parabolic behavior with a vertical shift between the results obtained with green and red lasers.

A parabolic behavior was already observed for the fractal dimension (D_f) presented in Ref. [23]. Using a quadratic fitting curve for the Lacunarity, we obtain $\Lambda^G(R_a) = -0.1537R_a^2 + 0.2831R_a - 0.0072$ for the green laser (solid line in Fig. 4) with a very good confidence ($R^2 = 0.9655$). The same behavior is observed for red laser ($\Lambda^R(R_a) = -0.1046R_a^2 + 0.1836R_a - 0.0418$

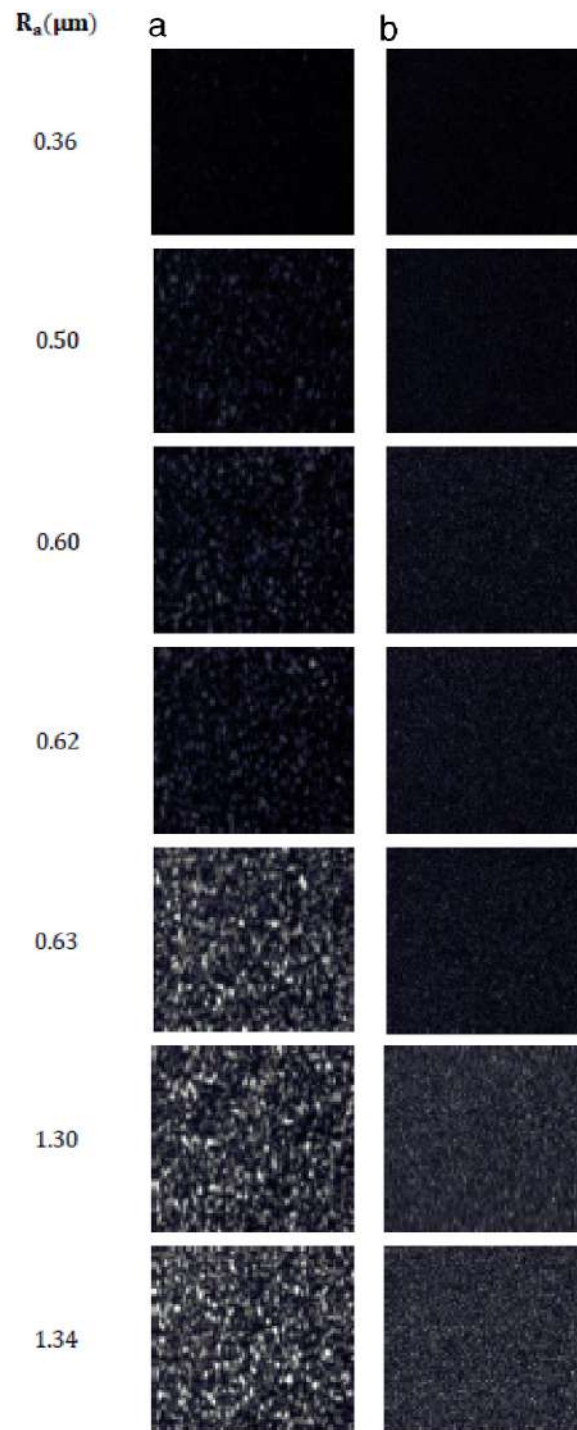


Fig. 3. Speckle patterns of rough surfaces with different roughness (R_a) are shown for both green (a) and red (b) laser.

- $R^2 = 0.9287$ - dashed line in Fig. 4). For the Lacunarity, the difference is the concavity of the parabolic fitting, which is positive for the fractal dimension D_f [23] and negative for Lacunarity. For both investigated wavelengths, a similar behavior was observed. Note that Λ^G and Λ^R present closer results for lower roughness and a bigger difference for higher roughness. This can be explained by the difference in the parameters of each laser beam (M^2 factor, divergence, etc.). The red laser has a more elliptical shape and also has greater divergence in comparison with the green laser. Even when both lasers are focused by the same lens, they will illuminate slightly different areas of the sample, accentuating the difference of the speckle patterns produced by rougher samples, where the spreaders associated with the roughness are larger. Then, the illumination condition constitutes a very important parameter for the lacunarity analysis of speckle patterns.

Following this result, Lacunarity can be also explored to investigate surface's roughness. From a calibrated curve produced by a set of known rough surfaces, the speckle pattern of an unknown surface can be produced by using the same optical

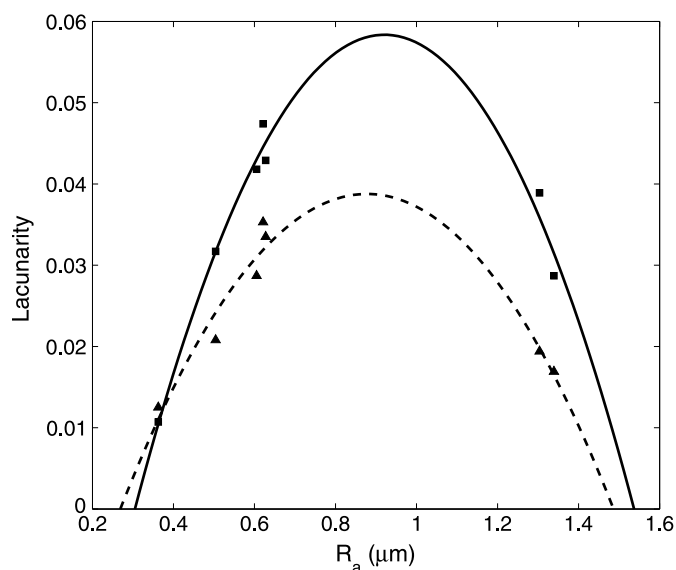


Fig. 4. Lacunarity Λ of speckle patterns as a function of the $R_a(\mu\text{m})$.

apparatus of the calibration procedure. By using the calibration curve the R_a of the unknown surface can be obtained. Considering the non uniqueness of the parabolic curve, the brightness of speckle patterns can be used in order to decide to which branch of the parabola belongs the obtained Lacunarity of the speckle pattern. Thus, by using the calibration curve one can access the roughness of the unknown rough surface. Note that the measurement of the surface roughness by this procedure is limited to the range of the roughness used to build the calibration curve as well as the illumination condition. It is worth to mention that in order to obtain an industrial process and to ensure the accuracy of the method, the calibration curve should have a number of points as large as possible.

Now, we present the results for the study of the moving sample. Fig. 5-(a) shows the result of the Lacunarity Λ^G as a function of the illuminated position of the sample for the experiment performed with green laser. Each point corresponds to the Lacunarity of the speckle pattern produced by the surface in the region illuminated by the respective laser beam. Performing the calculation sketched in Section 3, we associated a Lacunarity with the correspondent region which generate the speckle pattern. As can be seen, in the regions where the surface was unmachined, the Lacunarity is practically constant. On the other hand, in the machined regions we observe an abrupt change in the Lacunarity in response to the defects, i.e., the produced changes in surface roughness, present on the sample. In addition, it is worth to mention that the width of the regions containing the defects are in very close accordance with the real extension of the regions. Then, these results suggest this procedure can be employed in order to monitor the quality of surfaces roughness. Indeed, we can observe in the region around 12 cm a short peak in the unmachined region. It corresponds to a small slot in this region. In addition, the fact that different regions contain different roughness can be also observed in the image of Fig. 5-(a). Note that the mean Lacunarity (horizontal lines) of each region vary depending on the regions. This suggests that by performing an adequate calibration of the speckle patterns for known roughness, the Lacunarity of the speckle pattern produced by moving rough surfaces can give, in principle, information about the roughness of the moving surface in a very short time under an adequate calibration process.

The result for the speckle patterns produced with the red laser is presented in Fig. 5-(b). A similar behavior was observed. Note that the machined regions are clearly identified and the mean Λ^R (horizontal line) also suggests a response to the variation of the roughness, except for the last region (rougher one) where Λ^R presented very strong fluctuation.

By comparing the results with both laser (Fig. 5-(c)), they suggest that lacunarity is sensitive to the illuminated area (laser spot). For the region 0–10 cm, the response is practically the same for both lasers with Λ^R below Λ^G , in accordance with the static results. For the region above 12 cm the small slot in the unmachined area is accentuated with the red beam, once the larger spot loose resolution. For this reason we infer that the laser spot is a very important parameter for increasing the accuracy of the monitoring by the Lacunarity of speckle patterns.

This result presents a potential application on the control of moving metallic surfaces where the roughness of the moving samples can be monitored practically on-line, with a delay of few seconds or fraction of seconds, depending basically on the computation power. We intend to deepen this study in order to verify the possibility of obtain a useful process to measure roughness of moving metallic samples in industrial facilities using Lacunarity.

5. Conclusion

In conclusion, we proposed and experimentally performed a study of the Lacunarity of digital speckle patterns generated by rough surfaces illuminated by two different laser wavelengths. The results show that the Lacunarity is sensitive to

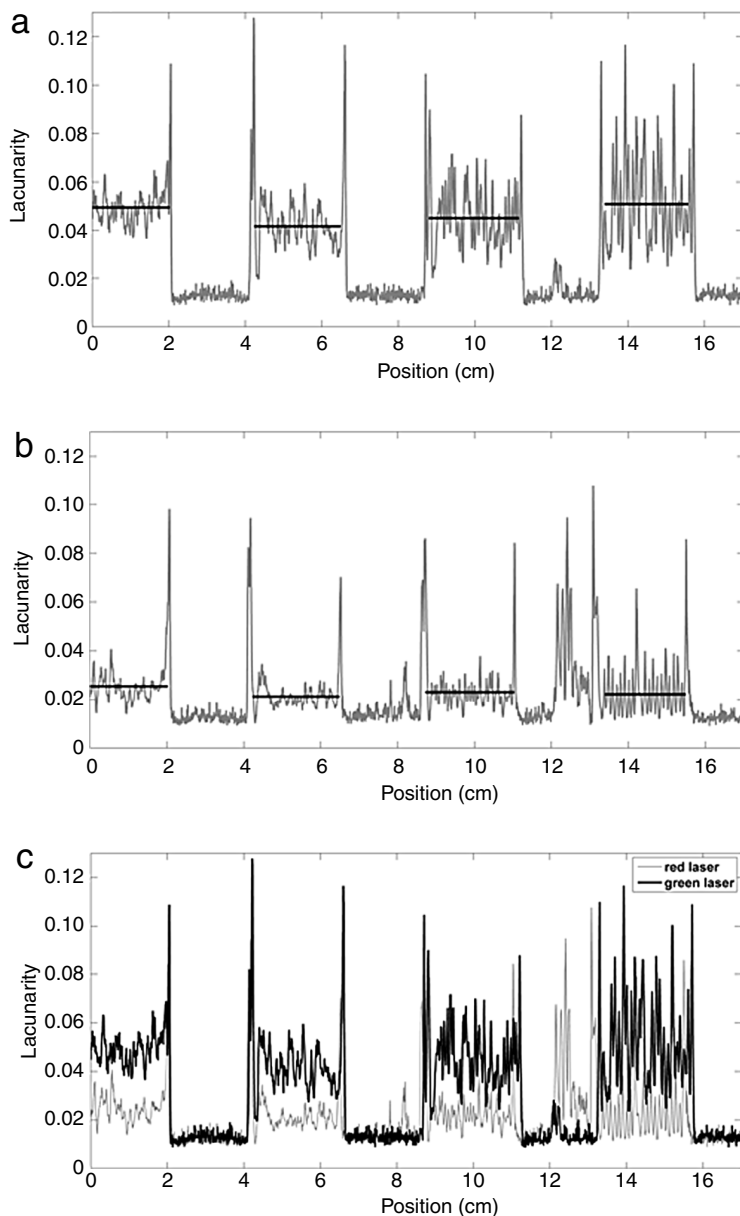


Fig. 5. Lacunarity Λ of speckle patterns as a function of the illuminated (monitored) position. In (a) we observe the Lacunarity for the green laser. In (b) the result for the red laser is shown. In (c) both are exhibited in the same plot. It is clear that both can detected defects in the moving samples. When present, the solid horizontal lines are plotted with the average Λ value of the region.

the surface roughness. We observed a quadratic behavior of the Lacunarity of the speckle patterns by respect the surface roughness of static metallic samples for both wavelengths. This result can be compared with the one observed by the study of fractal dimension of speckle pattern also generated by rough surfaces. The difference is the concavity signal (positive for D_f and negative to Λ). The intrinsic relation between Lacunarity and fractal dimension enforces the robustness of studying surface roughness with these tools. We also presented a study of Lacunarity of speckle patterns of moving metallic rough surfaces. The results showed the Lacunarity is also very sensitive to defects or changes of roughness of the surface, which opens the possibility of a very interesting application. It can definitely monitor the quality of the metallic surface finish once it can access variations of surface roughness or defects. In addition, with and adequate calibration, in principle, it is possible to devise a procedure to measure the roughness of moving metallic surfaces in an industrial facility.

Acknowledgments

The authors thank the Brazilian Agencies: Financiadora de Estudos e Projetos (FINEP) for the Confocal Microscope, Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) for D. Dornelas scholarship and Grant 314685/2009-0, Fundação Carlos Chagas Filho de Amparo à Pesquisa do Estado do Rio de Janeiro (FAPERJ) for Grant E26/110.655/2013

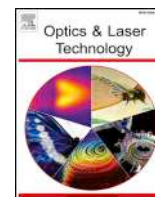
and Pró-Reitoria de Pesquisa, Pós-Graduação e Inovação (PROPI) of the Universidade Federal Fluminense for Grants PROPI FORA DE SEDE 2014 and FOPIN 2015. Finally we thank the students Marcella Mateus de Mello and Marcelle Rodrigues Lemos for the metallographic preparation of the metallic samples.

References

- [1] T. Yoshizawa, *Handbook of Optical Metrology: Principles and Applications*, Taylor & Francis Group, LLC, 2008.
- [2] R. Riber-Hansen, B. Vainer, T. Steineche, *APMIS* 120 (2011) 276–289.
- [3] B.B. Mandelbrot, *Fractals: Form, Chance and Dimension*, Freeman, San Francisco, CA, 1977.
- [4] R. Lopes, N. Betrouni, Fractal and multifractal analysis: A review, *Med. Image Anal.* 13 (2009) 634–649. <http://dx.doi.org/10.1016/j.media.2009.05.003>.
- [5] C. Tsallis, Possible generalization of Boltzmann–Gibbs statistics, *J. Stat. Phys.* 52 (1–2) (1998) 479–487. <http://dx.doi.org/10.1007/BF01016429>.
- [6] M.P. de Albuquerque, I.A. Esquef, A.R.G. Mello, M.P. de Albuquerque, Image thresholding using Tsallis entropy, *Pattern Recognit. Lett.* 25 (2004) 1059–1065. <http://dx.doi.org/10.1016/j.patrec.2004.03.003>.
- [7] H.C. Soares, J.B. Meireles, A.O. Castro Junior, J.A.O. Huguenin, A.G.M. Schmidt, L. da Silva, Tsallis's Threshold Analysis of Digital Speckle Patterns Generated by Rough Surfaces, *Physica A* 432 (2015) 1–8. <http://dx.doi.org/10.1016/j.physa.2015.02.100>.
- [8] A.L. Sampaio, D.C. Lobão, P.A.M. Santos, L.C.S. Nunes, L. Silva, J.A.O. Huguenin, Hurst exponent determination for digital speckle patterns in roughness control of metallic surfaces, *Opt. Lasers Eng.* 49 (1) (2011) 32. <http://dx.doi.org/10.1016/j.optlaseng.2010.09.005>.
- [9] Y. Gefen, Y. Meir, A. Aharony, Geometric implementation of hypercubic lattices with noninteger dimensionality by use of low lacunarity fractal lattices, *Phys. Rev. Lett.* 50 (1983) 145. <http://dx.doi.org/10.1103/PhysRevLett.50.145>.
- [10] R. Plotnick, R.H. Gardner, R.V. O'Neill, Lacunarity indices as measures of landscape texture, *Landsc. Ecol.* 8 (3) (1993) 201–211. <http://dx.doi.org/10.1007/BF00125351>.
- [11] R. Plotnick, et al., Lacunarity analysis: a general technique for the analysis of spatial patterns, *Phys. Rev. E* 55 (5) (1996) 5461–5468. <http://dx.doi.org/10.1103/PhysRevE.53.5461>.
- [12] G.M. Henebry, H.J.H. Kux, Lacunarity as a texture measure for SAR imagery, *Int. J. Remote Sens.* 16 (3) (1994) 565–571. <http://dx.doi.org/10.1080/01431169508954422>.
- [13] D.G. Barber, E.F. Ledrew, SAR sea ice discrimination using texture statistics: a multivariate approach, *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 57 (1991) 385–395.
- [14] D.R. Sheen, L.P. Johnston, Statistical and spatial properties of forest clutter measured with polarimetric synthetic aperture radar (SAR), *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 30 (1992) 568–588. <http://dx.doi.org/10.1109/36.142936>.
- [15] A.G. Manousaki, et al., A simple digital image processing system to aid in melanoma diagnosis in an everyday melanocytic skin lesion unit. A Preliminary Report, *Int. J. Dermatol.* 45 (4) (2006) 402–410. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1365-4632.2006.02726.x>.
- [16] A. Karperien, et al., Automated detection of proliferative retinopathy in clinical practice, *Clin. Ophthalmol.* 2 (1) (2008) 109–122. <http://dx.doi.org/10.2147/OPHTH.S1579>.
- [17] F. Yasar, F. Akgünlü, Fractal dimension and Lacunarity analysis of dental radiographs, *Dentomaxillofacial Radiol.* 34 (5) (2005) 261–267. <http://dx.doi.org/10.1259/dmfr/85149245>.
- [18] J.A. Leendertz, Interferometric displacement measurement on scattering surfaces utilizing speckle effect, *J. Phys. E: Sci. Instrum.* 3 (1970) 214–218. <http://dx.doi.org/10.1088/0022-3735/3/3/312>.
- [19] E. Archbold, J.M. Burch, A.E. Ennos, Recording of n-plane surface displacement by double-exposure speckle photography, *Opt. Acta* 17 (12) (1970) 883–898. <http://dx.doi.org/10.1080/713818270>.
- [20] A.E. Ennos, Speckle Interferometry, *Prog. Opt.* 16 (1978) 233–288. [http://dx.doi.org/10.1016/S0079-6638\(08\)70073-8](http://dx.doi.org/10.1016/S0079-6638(08)70073-8).
- [21] D.B. Barker, M.E. Fourney, Displacement measurements in the interior of 3-D bodies using scattered-light speckle patterns, *Exp. Mech.* 16 (6) (1976) 209–214. <http://dx.doi.org/10.1007/BF02329270>.
- [22] R.J. Adrian, Scattering particle characteristics and their effect on pulsed laser measurement of fluid flow: speckle velocimetry vs. particle image velocimetry, *Appl. Opt.* 23 (1984) 1690–1691. <http://dx.doi.org/10.1364/AO.23.001690>.
- [23] R.C. Correa, et al., Fractal structure of digital speckle patterns produced by rough surfaces, *Phys. A: Stat. Mech. Appl.* 392 (4) (2013) 869–874. <http://dx.doi.org/10.1016/j.physa.2012.10.023>.
- [24] E. Kayahan, et al., Measurement of surface roughness of metals using binary speckle image analysis, *Tribol. Int.* 43 (1) (2010) 307–311. <http://dx.doi.org/10.1016/j.troint.2009.06.010>.
- [25] J.B. Meireles, et al., Effect of metallic surface roughness on the speckle patterns formation at diffraction plane, *Opt. Lasers Eng.* 50 (2012) 1731–1734. <http://dx.doi.org/10.1016/j.optlaseng.2012.07.009>.
- [26] U. Persson, Surface roughness measurement on machined surfaces using angular speckle correlation, *J. Mater. Process. Technol.* 180 (2006) 233–238. <http://dx.doi.org/10.1016/j.matprotec.2006.06.010>.
- [27] H.C. Soares, et al., Hurst exponent analysis of moving metallic surfaces, *Physica A* 392 (2013) 5307–5312. <http://dx.doi.org/10.1016/j.physa.2013.07.005>.
- [28] T. Fricke-Begemann, et al., Corrosion monitoring with speckle correlation, *Appl. Opt.* 38 (28) (1999) 5948–5955. <http://dx.doi.org/10.1364/AO.38.005948>.
- [29] S.E. Murialdo, et al., Analysis of bacterial chemotactic response using dynamic laser speckle, *J. Biomed. Opt.* 14 (6) (2009) 064015. <http://dx.doi.org/10.1117/1.3262608>.
- [30] B.B. Mandelbrot, Fractals lacunarity and how it can be tuned and measured, in: T.F. Nonnenmacher, G.A. Losa, E.R. Weibel (Eds.), *Fractals in Biology and Medicine*, Birkhäuser Basel, Boston, 1993, pp. 8–21. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-0348-8501-0_2.
- [31] P. Dong, Test of a new lacunarity estimation method for image texture analysis, *Int. J. Remote Sens.* 21 (17) (2000) 3369–3373. <http://dx.doi.org/10.1080/01431160075001>.
- [32] R. Plotnick, et al., Lacunarity analysis: a general technique for the analysis of spatial patterns, *Phys. Rev. E* 53 (1996) 5461–5468. <http://dx.doi.org/10.1103/PhysRevE.53.5461>.
- [33] C. Allain, M. Cloitre, Characterizing the lacunarity of random and deterministic fractal sets, *Phys. Rev. A* 44 (1991) 3552–3558. <http://dx.doi.org/10.1103/PhysRevA.44.3552>.
- [34] R.H.C. de Melo, Using Fractal Characteristics such as Fractal Dimension, Lacunarity and Succolarity to Characterize Texture Patterns on Images, in: Universidade Federal Fluminense (Brazil), Fluminense, 2007 (Ph.D Thesis). Link: https://sites.google.com/site/rhcmelo/projeto/msc_thesis_uff (accessed 15.12.16).
- [35] A. Karperien, *FracLac for ImageJ* version 2.5a [computer program]. Bethesda, Maryland: Research Services Branch, National Institutes of Health. Morphological digital image analysis software for fractal, multifractal, lacunarity, and other morphometrics, 2007. URL: <http://rsb.info.nih.gov/ij/plugins/fraclac/FLHelp/Introduction.htm> (accessed 15.12.16).

- [36] S. Sarkar, B.B. Chaudhuri, An efficient differential box-counting approach to compute fractal dimension of image, *IEEE Trans. on Sys. Man and Cybernetics* 24 (1) (1994) 115–120. <http://dx.doi.org/10.1109/21.259692>.
- [37] A. Conci, C.F.J. Campos, An efficient box-counting fractal dimension approach for experimental image variation characterization, in: B.G. Mertzios, P. Liatsis (Eds.), *Proceedings of IWISP'96, Manchester, Elsevier, 1996*, pp. 665–668.
- [38] J. Li, Q. Dub, C. Sun, An improved box-counting method for image fractal dimension estimation, *Pattern Recognit.* 42 (11) (2009) 2460–2469. <http://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2009.03.001>.

APÊNDICE B – Artigo publicado 2



Full length article

Effect of temperature on digital images of speckle patterns generated by a metallic rough surface

M.R.B. Dias^{a,b}, D. Dornelas^b, C.P. Dias^b, G.C. de Almeida^b, S.A. Carvalho^c, J.A.O. Huguenin^b, L. da Silva^{a,b,*}^a Programa de Pós-Graduação em Engenharia Metalúrgica, Escola de Engenharia Industrial Metalúrgica de Volta Redonda, Universidade Federal Fluminense, Volta Redonda, RJ CEP 27255-125, Brazil^b Instituto de Ciências Exatas, Universidade Federal Fluminense, Volta Redonda, RJ CEP 27213-145, Brazil^c Escola de Engenharia Industrial Metalúrgica de Volta Redonda, Universidade Federal Fluminense, Volta Redonda, RJ CEP 27255-125, Brazil

HIGHLIGHTS

- Speckle patterns are produced by metallic rough surface at variable temperatures.
- Fractal dimension, lacunarity and correlation are used to sense temperature effects.
- Fractal dimension is the least sensitive to temperature variation.
- Correlation is very well suited to detected small temperature changes.

ARTICLE INFO

Keywords:

Temperature
 Speckle pattern
 Fractal dimension
 Lacunarity
 Correlation
 Roughness

ABSTRACT

It is well known that roughness can be inferred from digital images of speckle patterns generated by illuminated rough surfaces, by analyzing parameters such as fractal dimension, lacunarity and correlation, to cite a few. In this article, we investigate the effect of temperature on the speckle pattern generated by the light scattered from a metallic rough surface. We show that fractal dimension is less sensitive to temperature changes than are lacunarity and correlation, and provide information about which method is more suitable for processing the speckle patterns produced by rough surfaces under temperature variation.

1. Introduction

Materials such as paper or white paint and other rough surfaces can generate speckle patterns by scattering incident light [1]. These speckle patterns are very clear if a laser is used as the light source, once coherent light highlights the phenomenon. These patterns can be used to assess various properties of the material. In recent years, several papers have used speckle patterns to unveil surface properties, especially roughness [2–7] based on parameters that are obtained from digital images of speckle patterns, such as bright/dark pixel ratio [8], Hurst exponent [9], Tsallis threshold [10], fractal dimension [11] and lacunarity [12]. Roughness [13] is a property especially important in industry as a critical parameter for quality control of metallic surfaces [14]. In addition to being used to characterize surface properties such as roughness, speckle patterns are used to measure the temperature of both metal surfaces [15] and gaseous flame [16,17], and, at very high

temperatures, strain [18].

The approaches taken in the works cited above have the common feature of considering temperature as a parameter that does not vary. It is assumed that the measurement is made in a controlled environment using a scale smaller than the scale of temperature variation. Although in practice, temperature variation is assumed to be fixed, this is not actually the reality at many industrial plants which need to monitor surface roughness of metallic products. For metallic surfaces whose roughness is initially measured at room temperature, it is expected roughness changes when temperature varies. One may expect to generate different speckle patterns under temperature variation because both thermal expansion and rigid body motions of the sample change the position and dimension of the scatterers.

If a metallic sample is monitored at higher temperature, contact measurements are usually not appropriate, so indirect ones, especially optical measurements are required [19]. One may question how these

* Corresponding author at: Rua Desembargador Ellis Hermydio Figueira 783, Atterrado, Volta Redonda, RJ CEP 27213-145, Brazil.
 E-mail address: ladariosilva@id.uff.br (L. da Silva).

methods cope with this situation. Are they sensitive to temperature changes? What is the best to assess roughness? In this situation, the measurement should be linked with its value at room temperature. The best way to verify it should be using a device able to measure roughness at room and high temperatures [20]. As these methods are neither cost effective nor common, this reality reinforces the importance of cost effective indirect optical methods.

Let us now introduce the parameters used in our discussion, namely, fractal dimension, lacunarity and correlation.

A fractal dimension is a unitless index that represents the degree of spatial occupation of a self-similar set in Euclidean space. It is insensitive to translation and rotation operations [21] and assumes non-integer values [22].

Lacunarity is used to measure homogeneity. This parameter is complementary to the fractal dimension and can be calculated from an 8-bit digital image of speckle pattern by the gliding box algorithm [23].

Lastly, correlation is used in a myriad of situations. The correlation of digital images [24] of speckle patterns can be used to measure surface roughness [25–27] and to estimate temperature of rough surfaces [15]. In the latter case, it is based on the premise that the rough surface will undergo changes such as dilatation and contraction due to temperature variation. Consequently, this parameter seems to be suitable for both analyses.

In this work we analyze the effect of temperature on speckle patterns. In order to do that, we investigate the sensitivity of parameters such as the fractal dimension, the lacunarity and the correlation coefficient of a rough surface by analyzing the speckle pattern provided at several ranges of temperature. Our results provide important information about which method is more suitable for processing speckle patterns produced by rough surfaces under temperature variation. We show that fractal dimension is less sensitive to temperature changes than lacunarity and correlation, and suggest that it could be helpful for establishing an innovative method of monitoring roughness in the steel industry in a varying temperature environment.

The paper is organized as follows. In Section 2 we introduce the calculations for the fractal dimension, lacunarity and correlation coefficient of digital speckle patterns, and depict the experimental setup used to produce the digital speckle patterns. The results and discussion are shown in Section 3. Our conclusions are presented in Section 4 followed by Acknowledgment and the bibliography.

2. Material and methods

In order to investigate the effect of temperature on the speckle pattern of a metallic rough surface we acquired 8-bit digital images of the speckle patterns created by the light scattered from a laser beam impinging on a heated metallic surface. This image can be described as a discrete set containing $m \times n$ elements, where m and n are integers varying from 0 to 255, identified as gray levels. The acquired images were generated by a rough surface at different temperatures and used to calculate parameters such as fractal dimension [11], lacunarity [12] and correlation [24].

2.1. Fractal dimension

The fractal dimension of an 8-bit digital image of speckle pattern can be estimated by using the differential box counting algorithm [28–30]. In this case, an $m \times n$ image can be viewed as a set which contains elements (pixels) with coordinates (x, y) in the interval $0 \leq x \leq m$ and $0 \leq y \leq n$. Each element is associated with the intensity $I(x, y)$ for $0 \leq I(x, y) \leq 255$. The algorithm subdivides the space $m \times n$ in $s \times s$ ($s \in \mathbb{N}$) subspaces or grids, so that $1 < s \leq n/2$.

Using this algorithm [23], each pixel of this subspace ($s \times s$) has an associated intensity, and we can assume that a parallelogram of dimensions $s \times s \times s'$ sweeps the subspace $s \times s$. Here, s' is defined as:

$$s' = \frac{G}{n} \times s. \tag{1}$$

where G is the total number of gray levels. In this parallelogram, there is a maximum (t) and a minimum (b) gray level intensity so we can define the scale dependent quantity n_r as

$$n_r(i, j) = t - b + 1, \tag{2}$$

with $0 \leq i, j \leq s$ and r the scale factor defined as $r = s/n$. Taking into account the contributions of all subsets $s \times s$, we define

$$N_r = \sum_{ij} n_r \left(i, j \right). \tag{3}$$

Now we can estimate the orientation dependent fractal dimension D_g as [22]

$$D_g = \frac{\log(N_r)}{\log(1/r)}, \tag{4}$$

where g stands for a specific orientation or how the grid is located in the $m \times n$ plane. The fractal dimension D_g is then averaged over all g orientations (or samples), indicated by $\langle D_g \rangle$, yielding the Fractal Dimension D :

$$D = \langle D_g \rangle. \tag{5}$$

2.2. Lacunarity

Based on the quantity N_r that is assumed as the mass M , Allain and Cloitre [31] defined the lacunarity $\Lambda(r)$ as

$$\Lambda(r) = \frac{\sum_M M^2 Q(M, r)}{[\sum_M M Q(M, r)]^2}, \tag{6}$$

where $Q(M, r)$ is the probability distribution of the mass M . Therefore, at scale r , $\Lambda(r)$ can be rewritten as:

$$\Lambda(r) = \frac{\sigma(r)}{\mu^2(r)} + 1, \tag{7}$$

where μ and σ are, respectively, the first and second moments of the distribution.

When $\Lambda(r)$ is determined empirically from a digital image, it depends also on the orientation (g) at which the image is assessed, and can be summarized as an average over all such orientations ($\lambda(r, g)$). The algorithm we used to evaluate $\lambda(r, g)$ is defined in Eq. (8),

$$\lambda \left(r, g \right) = \frac{\sigma(r, g)}{\mu^2(r, g)}, \tag{8}$$

and the equation for lacunarity, ultimately the average over r scales and g orientations, is defined in Eq. (9):

$$\Lambda = \langle \lambda(r, g) \rangle_{r,g}. \tag{9}$$

2.3. Correlation

The correlation coefficient (C) for two digital images A and B can be obtained from [24]

$$C = \frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n (I(x, y)_A - \overline{I(x, y)_A})(I(x, y)_B - \overline{I(x, y)_B})}{\sqrt{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n (I(x, y)_A - \overline{I(x, y)_A})^2 \cdot \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n (I(x, y)_B - \overline{I(x, y)_B})^2}}, \tag{10}$$

where $I(x, y)_A$ and $I(x, y)_B$ refer to the (x, y) pixel intensity of the $m \times n$ 8-bit gray level of the image A and B, respectively, and $\overline{I(x, y)}$ is the average intensity. Eq. (10) can estimate the correlation between two digital images of speckle patterns, for example, A and B, which refer to patterns associated to two different physical configurations, i.e., physical changes such as roughness scattering surface [26,27], tension of

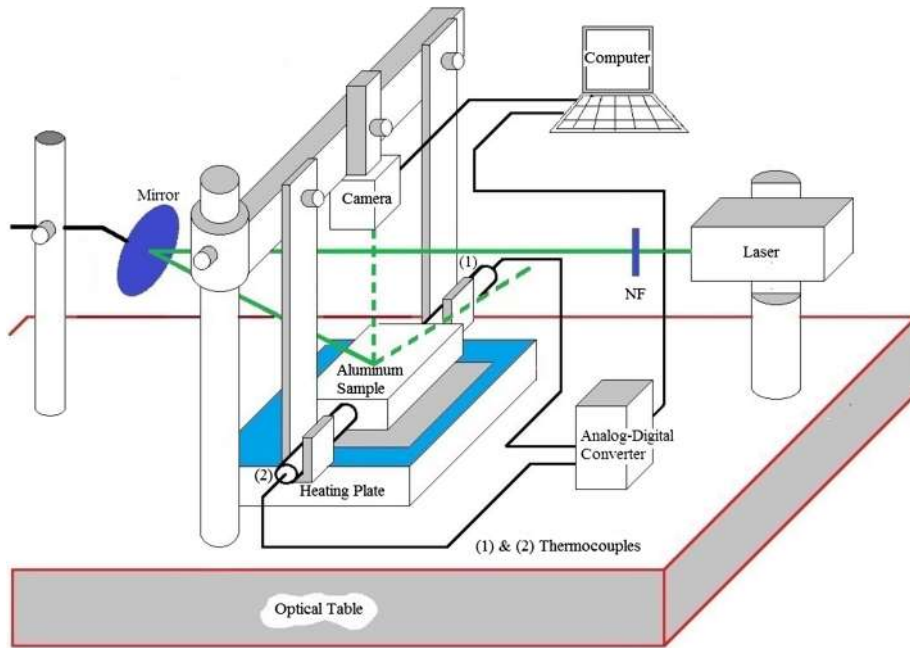


Fig. 1. Experimental setup. An aluminum sample is placed just above the heating plate. A laser beam reaches the CCD Camera, placed at normal direction, after reflection in the sample, coming from a neutral filter (NF), which is placed in front of the laser source. Two thermocouples are fixed inside the sample to collect its temperature.

scattering samples [32], and scattering surface temperature [24]. In our analysis, we applied Eq. (10) to calculate the correlation between digital speckle patterns produced by a metallic sample at different temperatures. For our investigation, we compare a speckle pattern produced at an initial temperature T_0 with patterns obtained for a wide range of temperature T_f . By identifying $A = T_0$ and $B = T_f$ in Eq. (10), we can recognize this equation as the correlation coefficient between speckle patterns produced at different temperatures.

Algorithms for fractal dimension (Eq. (5)) and lacunarity (Eq. (9)) calculations are available in the Fraclac® plugin [23]. The correlation (Eq. (10)) algorithm is available in the Image CorrelationJ 1o® plugin [24]. These plugins were used in the software ImageJ® [33] made by W. Rasband of the NIH of the U.S. Government.

2.4. Experimental setup

The experimental setup is depicted in Fig. 1. We used an aluminum sample of dimensions 104 mm × 38 mm × 6 mm, in which a longitudinal small hole was made to host two K type thermocouples (− 100 °C to 1200 °C) in the extreme sides of the aluminum sample, as close as possible to the position where the laser shines on the surface. Although this scheme does not measure exactly the surface's temperature, the measurement is the very close to the real one, once the thermocouples are inside the aluminum sample and near the surface. Despite the differences between the real temperature and the measured one, the effects studied in this work focus on the temperature variation acquired by the thermocouples.

The thermocouples were connected to an analog-to-digital converter (Datalogger® A202). We could access the temperature through a software (Masterlogger®) that monitors and records the temperature as a function of the time. So all values of the measured temperature cited in the experiment are the average of the temperatures obtained by the thermocouples. The sample was placed in a custom-made holder so that the sample does not touch the vitro-ceramic heating plate (Jung®, model CV200AP01). A special holder was made to host a monochromatic charge coupled device (CCD) camera with an acquisition rate of 30 frames per second (fps). The CCD was placed at 10 cm above the sample surface at the normal direction which is pointed to the center of the sample. The camera was used without a lens and, consequently, the light reached the CCD sensor directly, thus, working in the diffraction plane. To produce speckle patterns, a DPSS laser at 532 nm with 5.0 mW

of power was used with neutral filters (ND 30A, OD = 3.0 and ND = 6A, OD = 0.6) in order to better adjust the laser intensity, avoiding camera saturation. So the laser beam impinges on the mirror and shines on the center of the sample at a fixed incidence angle (45°) in order to produce the speckle patterns, which are observed at normal direction and digitalized by the CCD camera.

The heating plate has a digital controller that allows temperature adjustments. The plate heating scheme can be controlled by an internal program. The scheme used in the experiments is presented in Fig. 2, where T_0 is the home temperature and T_f is the final temperature. In our measurement we chose $t_1 = 5$ min and $t_2 = 60$ min. It means that the heating plate takes 5 min to achieve the final temperature and, in order to ensure the stabilization of the temperature, it stays in the final temperature for 60 min. After that, the heating plate is turned off and, consequently, the sample cools naturally and the measurement begins.

2.5. Image acquisition

First the aluminum sample was heated as specified in Fig. 2. After turning off the heating plate the digital speckle patterns images were captured, as a movie, until a certain temperature. As expected by Newton's law of cooling, the temperature decays with great variation at higher temperatures and the variation decreases as time goes by and the temperature reaches the room temperature. Because the camera's

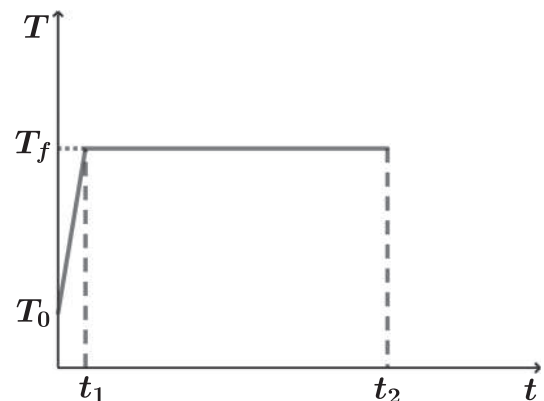


Fig. 2. Heating scheme for the heating plate (temperature × time).

acquisition rate is 30 fps and the required time to reach the home temperature is around one hour, the experiment produces a lot of frames (around 110,000), which were extracted from the movie using the VirtualDub® software. On the other hand, the Masterlogger® software records the temperatures every 10 s. Here, we had to establish a correspondence between the recorded and the speckle image temperatures. To do so, it was important to consider the initial time of both recorded data types (video and temperature). So, for the roughly 110,000 acquired images, only 400 have measured temperatures and because of that, the same 400 digital images of speckle patterns were processed to obtain D and Λ . For the correlation coefficient C , specific values were used for each range of temperature.

Considering the aluminum surface, it is well known that metallic oxide surfaces are very reflective for infrared radiation. For temperature measurements using thermal cameras, it can be a serious concern. For our apparatus, however, the speckle pattern at 532 nm incident laser is the most important signal on the CCD sensor. Infrared radiation from warm body can be understood as a low background once speckle pattern possesses higher intensity compared with thermal radiation and our CCD camera is more sensitive to visible radiation.

2.6. Image processing

The images were processed in a computer with an Intel Core i7 processor and 16 Gb RAM in which Image J® software was installed. Both the fractal dimension and lacunarity were obtained by Fractalac®. We used the option for dealing with 8-bit gray level images, with 12 scales (r) and 100 orientations (g). The processing time for fractal dimension and lacunarity of each image is around 1.3 min. For 400 images, the processing total time is around 9 h.

Correlation has been obtained comparing images from some specific groups of images and they were also processed by Image J®, using plugin Image CorrelationJ 1o®. For each group we targeted one image (with the higher temperature) and compared it with the others in the same group. In addition, we used the software Mathematica® to assess the image by using the standard expression, Eq. (10), in order to compare with the results of ImageJ.

3. Results and discussion

For our purpose the heating plate was set to the target or maximum temperature. After reaching this value, it was left to cool down. The exponential Newton's law of cooling, showed in Fig. 3, presents a typical behavior of temperature decay when the heating plate thermostat is set to its maximum temperature and it is left to cool down.

Fig. 4 presents examples of speckle pattern images that were used to obtain fractal dimension, lacunarity and correlation, as well as its corresponding temperature.

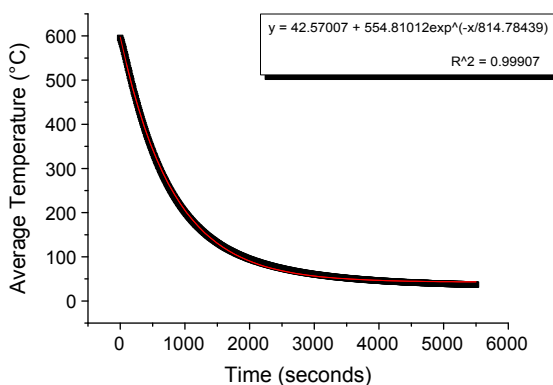


Fig. 3. Temperature as a function of time indicating the exponential behavior predicted by Newton's law of cooling.

We determined the fractal dimension of the images for the temperature range between 452.55 °C and 90.25 °C. Fig. 5 exhibits the fractal dimension variation as a function of temperature. We observed that fluctuations are greater below 90 °C.

Fig. 5 also presents a concavity which is due to the differential box counting algorithm. In this algorithm very dark e bright images tend to yield the same value of fractal dimension, once differences in gray level images diminish in these extreme cases.

The same procedure was made to estimate the lacunarity, by applying Eq. (9). Fig. 6 illustrates the variation of the lacunarity with temperature for the same range of temperatures.

The next step was to estimate the correlation for the speckle patterns of Fig. 4. The results can be seen in Fig. 7 for the speckle of higher temperature as the reference image. The curve shows that correlation rapidly decreases, indicating that temperature variation leads to significant speckle pattern changes.

In order to establish comparisons between the parameters, we defined the percentage relative difference ($R_d\%$) of a parameter P in the range of temperature under study as:

$$R_d\% = \left| \frac{P_{max} - P_{min}}{P_{average}} \right| \times 100, \quad (11)$$

in which P can be the fractal dimension, the lacunarity or the correlation. P_{max} , P_{min} , and $P_{average}$ are the maximum, minimum and average values of P in the range of temperature under study, respectively. By using this definition, the percentage relative difference ($R_d\%$) of the fractal dimension is roughly 1% for the range between 90.25 °C and 452.55 °C. For the same range, $R_d\%$ assumes the values 70% and 487% for lacunarity and correlation, respectively.

It is worth to mention that the surface roughness is the same in all measurements. So it is very clear that correlation and lacunarity variation are more noticeable in comparison with fractal dimension.

The results discussed so far refer to high temperature variations (between 90.25 °C and 452.55 °C). In order to take into account the effect of the parameters for smaller temperature variation, for instance, $\Delta T_{total} = 10$ °C or $\Delta T_{total} = 30$ °C, two groups of images were considered (each one in a different temperature range). Both groups contain six images and their temperatures are described as follows: the first one has temperature varying from 40 °C to 50 °C (closer to ambient home temperature) with steps of $\Delta T \approx 2$ °C. The second group has higher temperatures, from 427.35 °C to 452.55 °C, and there is not specific ΔT because the temperature decay (Fig. 3) is faster than the acquisition rate of the temperature analog-to-digital converter. So in order to have the same six higher temperature speckle patterns, we must choose these specific images, whose temperatures were considered.

Figs. 8 and 9 present the speckle pattern of the first and second groups with their temperatures, respectively. For correlation analysis, we targeted the image with higher temperature as the reference image.

Tables 1 and 2 present all values of lacunarity, fractal dimension and the correlation in comparison with the reference image for both groups. Note that for all groups, the reference image for correlation is the image with the highest temperature of the interval, so we have $C = 1$ (the maximum value of correlation) in the first line.

Tables 1 and 2 show the fractal dimension, the lacunarity, and the correlation by comparing the reference image with the other ones for both groups. Note that $C = 1$ refers to comparison between the image with higher temperature with itself (the maximum value of correlation).

The plots of Fig. 10 compare the fractal dimension (left Y-axis) and the correlation (right Y-axis) for both ranges of temperature. They show that the correlation values varied more than the fractal dimension values. That is, while the correlation goes to zero in Fig. 10a and stays at zero in Fig. 10b, indicating no correlation, the fractal dimension in both ranges essentially stays at the same value. It is worth mentioning that, as illustrated in Fig. 10a, the correlation seems to be an excellent

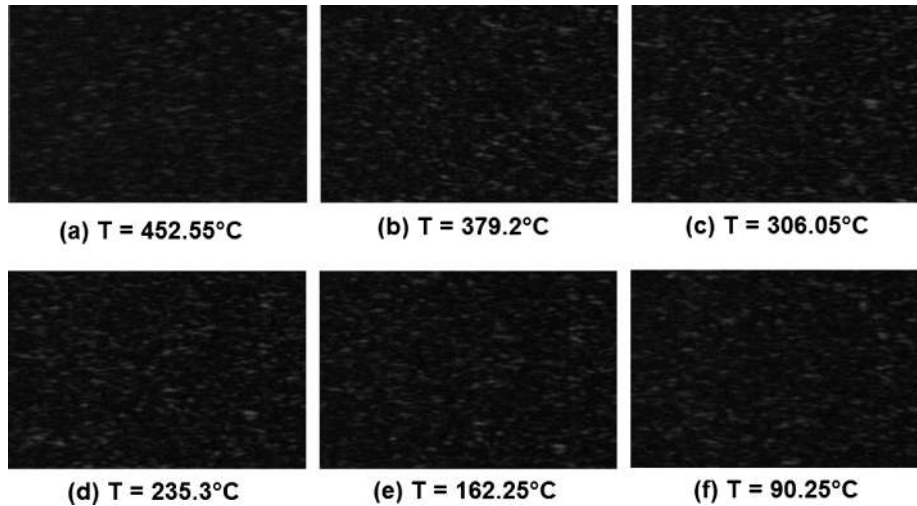


Fig. 4. Example of the produced speckle patterns images obtained in our experiment.

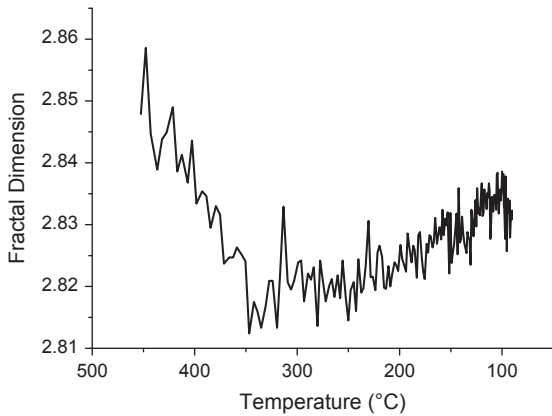


Fig. 5. Fractal dimension variation as a function of the temperature in the range between 452.55 °C and 90.25 °C.

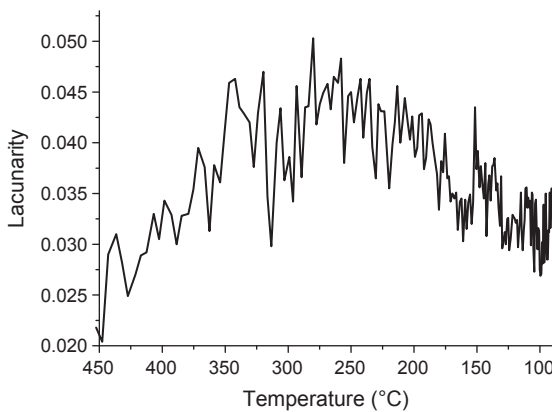


Fig. 6. Measured lacunarity variation in the temperature range 452.55–90.25 °C.

parameter to estimate temperature between 40 °C and 50 °C because it decreases slowly in that range. In contrast, for higher temperature ranges, as shown in Fig. 10b, the correlation reaches its minimum value very fast, suggesting that the correlation is better suited to estimate lower temperature variations for small intervals. These results, especially in the range between 40 °C and 50 °C, agree with reference [15] that demonstrated that variations of temperature of the order of 10.0 K or less lead to a better discrimination of temperature changes using correlation.

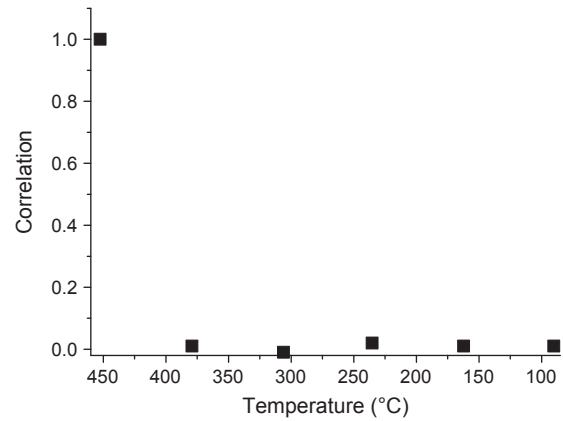


Fig. 7. Correlation coefficient as a function of temperature for the range between $T = 452.55$ °C and $T = 90.25$ °C using a step of $\Delta T \approx 72$ °C between them.

The absolute variation of lacunarity (left Y-axis) and correlation (right Y-axis) for the speckle patterns are compared in Fig. 11. The results are similar to those with fractal dimension.

Let us make the above discussion more clear by analyzing the percentage relative difference ($R_d\%$) for the three ranges of temperatures. Table 3 presents the values of $R_d\%$.

Table 3 clearly shows that fractal dimension (Eq. (5)), lacunarity (Eq. (9)) and correlation (Eq. (10)) are sensitive to temperatures variation. Despite the fluctuations, it is also clear that correlation is the most sensitive one, followed by lacunarity and fractal dimension, in this order.

Let us now define a new parameter, namely, the percentage relative discrepancy ($R_{dy}\%$) of a parameter P in the range of temperature under study, i.e.:

$$R_{dy}\% = \left| \frac{P_{max} - P_{min}}{P_{max}} \right| \times 100, \tag{12}$$

in which P has nearly the same definition as Eq. (11). The only difference is that the average value $P_{average}$, is replaced by P_{max} . Table 4 presents the values of R_{dy} for the three temperature ranges.

Tables 3 and 4 helped us to conclude that the results are similar for $R_d\%$ and $R_{dy}\%$ in the sense that the parameters are sensitive to temperature variation and fractal dimension is less sensitive than lacunarity and correlation, with the latter being the most sensitive.

In order to assess roughness with temperature variation, we would need to measure it at room and high temperatures. However, standard

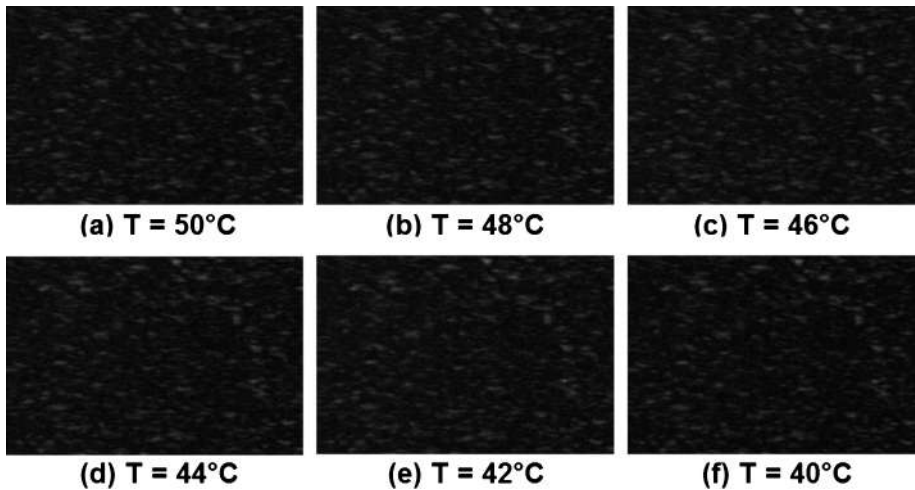


Fig. 8. Speckle patterns from the first group (40 °C to 50 °C range) of temperature.

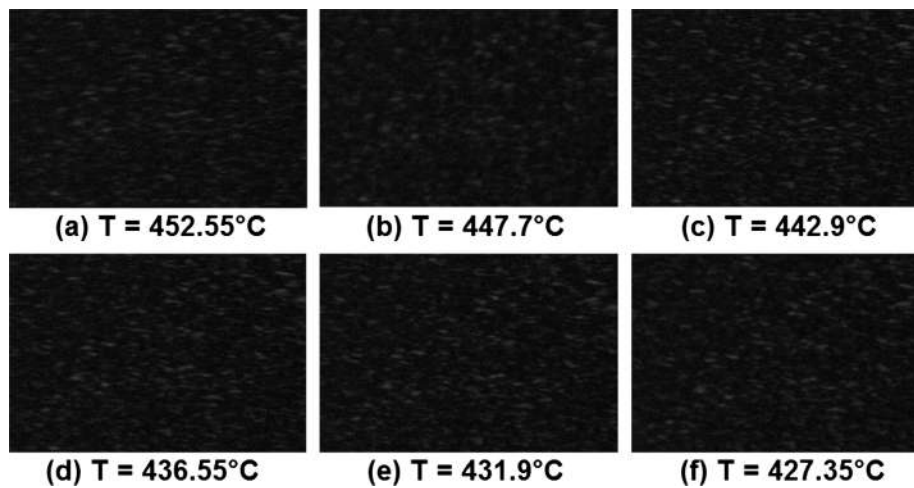


Fig. 9. Speckle patterns from the second group (427.35 °C to 452.55 °C range) of temperature.

Table 1

Values of fractal dimension (*D*), lacunarity (Λ) and correlation (*C*) for images with temperature varying from 40 °C to 50 °C.

Image	Temperature (°C)	<i>D</i>	Λ	<i>C</i>
1	50	2.8234	0.0363	1.0000
2	48	2.8241	0.0337	0.5566
3	46	2.8273	0.0356	0.4756
4	44	2.8240	0.0417	0.3154
5	42	2.8263	0.0376	0.2207
6	40	2.8136	0.0527	0.1495

Table 2

Values of fractal dimension (*D*), lacunarity (Λ) and correlation (*C*) for images with temperature varying from 427.35 °C to 452.55 °C.

Image	Temperature (°C)	<i>D</i>	Λ	<i>C</i>
1	452.55	2.8479	0.0218	1.0000
2	447.70	2.8586	0.0204	0.0116
3	442.90	2.8447	0.0290	0.0083
4	436.55	2.8389	0.0310	0.0012
5	431.90	2.8438	0.0282	0.0223
6	427.35	2.8499	0.0249	0.0064

methods such as a contact profilometer are not possible at 500 °C. At this temperature a standard optical profilometer is also out of question, because it cannot deal with surfaces at this temperature. Generally standard methods work at room temperature and the solution is to estimate the roughness variation based on the sample size variation, admitting that roughness could have changes of the same order. By using the linear dilatation expression, we can access the relative average roughness variation as:

$$\frac{\Delta R_a}{R_a} = \alpha (K^{-1}) \Delta T, \tag{13}$$

where α is the average thermal dilatation coefficient. For usual (commercial) aluminum samples [34], α varies roughly from 20 to $100 \times 10^{-6} (K^{-1})$ in a slightly larger range of temperature variation ($25^\circ C \leq T \leq 500^\circ C$).

The aluminum sample of our experiment presents an average roughness (R_a) of $1.3 \pm 0.2 \mu m$, according to the norm DIN 4786 [35]. It was assessed by using a confocal microscope LEICA DCM3D®. In this whole range of temperature, we expect a maximum relative variation of 2% for the average roughness.

In an industrial facility, for example, a metallurgical industry yard, it is sometimes difficult to control temperatures. Changes of an order of 10 °C are very feasible during daily operation. Greater changes do occur depending on the operation. So it is clear that temperature variations

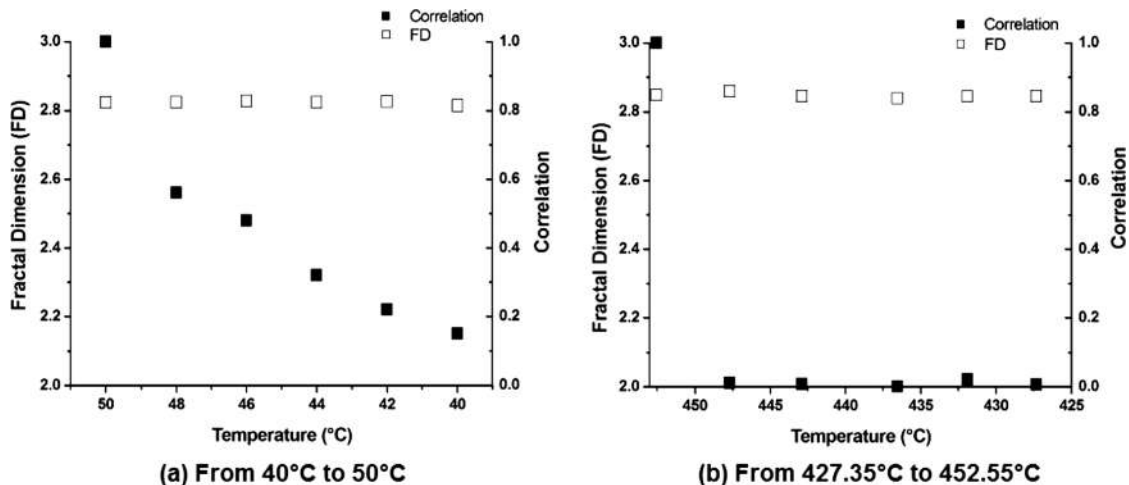


Fig. 10. Comparison of the correlation (right axis) and the variation of fractal dimension (left axis) as a function of the temperature.

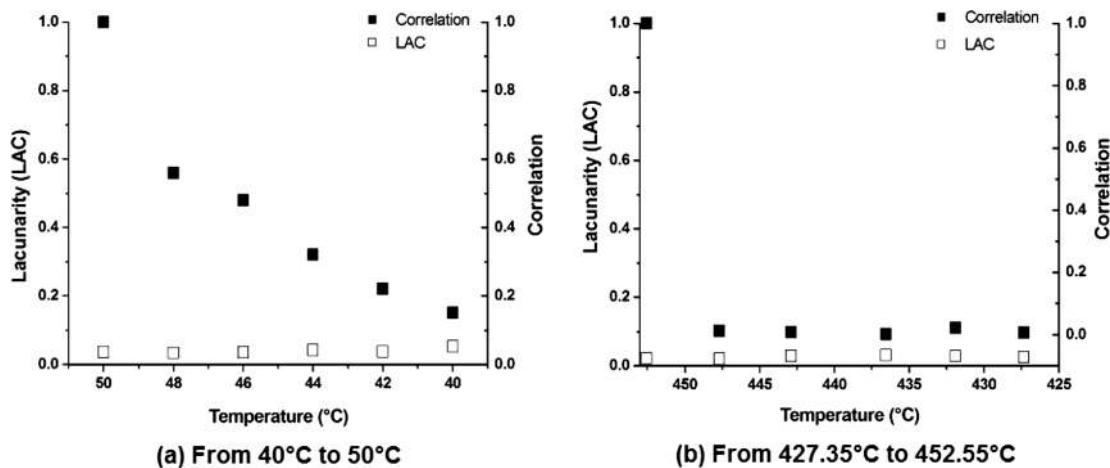


Fig. 11. Comparison of the correlation (right axis) and the variation of lacunarity (left axis) as a function of the temperature.

Table 3

Values of $R_d\%$ considering the analyzed parameters and the range of temperature.

Temperature range	$R_d\%$		
	D	Λ	C
90.25–452.55 °C	1	70	487
40–50 °C	0.5	48	188
427.35–452.55 °C	0.7	41	479

Table 4

Values of $R_{dy}\%$ considering the analyzed parameters and the range of temperature.

Temperature range	$R_{dy}\%$		
	D	Λ	C
90.25–452.55 °C	1	53	101
40–50 °C	0.5	36	85
427.35–452.55 °C	0.7	34	100

may affect the measurements of the parameters discussed in this paper. If one considers speckle metrology based on digital images of speckle patterns, our results suggest that temperature control should be especially considered when using parameters such as correlation and lacunarity.

Based on our analysis of these three parameters, we can conclude that the fractal dimension is the least affected by temperature, thus the most appropriate for measurements for which temperature control is more difficult.

4. Conclusions

In this work, we performed an in situ experiment in order to compare the effect of temperature variation on fractal dimension, lacunarity and correlation. The experiment was based on the analysis of digital images from speckle patterns of a rough surface at different temperatures. We showed that all these parameters are sensitive to temperature changes. In addition, we observed that fractal dimension is less sensitive to temperature changes in comparison with lacunarity and correlation. So fractal dimension seems to be more appropriate to monitor roughness when changes in temperature are difficult to control. Furthermore, it is noteworthy that in small temperature intervals correlation values vary smoothly suggesting that this parameter is the best choice to investigate small temperature variations.

Acknowledgements

The authors thank the Brazilian agencies: Financiadora de Estudos e Projetos (FINEP) for the Confocal Microscope, Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) for D. Dornelas scholarship and Grant 314685/2009-0, Fundação Carlos Chagas Filho

de Amparo à Pesquisa do Estado do Rio de Janeiro (FAPERJ) for Grants E26/110.218/2011 and E26/110.655/2013 and for C. P. Dias scholarship, Pró-Reitoria de Pesquisa, Pós-Graduação e Inovação (PROPI) of the Universidade Federal Fluminense for Grants PROPI FORA DE SEDE 2014 and FOPIN 2015.

References

- [1] J.W. Goodman, Some fundamental properties of speckle, *J. Opt. Soc. Am.* 66: 11 (1976) 1145–1150, <https://doi.org/10.1364/JOSA.66.001145>.
- [2] A.L. Sampaio, D.C. Lobão, P.A.M. Santos, L.C.S. Nunes, L. Silva, J.A.O. Huguenin, Hurst exponent determination for digital speckle patterns in roughness control of metallic surfaces, *Opt. Lasers Eng.* 49: 1 (2011) 32–35, <https://doi.org/10.1016/j.optlaseng.2010.09.005>.
- [3] J.B. Meireles, L. da Silva, D.P. Caetano, J.A.O. Huguenin, Effect of metallic surface roughness on the speckle patterns formation at diffraction plane, *Opt. Lasers Eng.* 50 (2012) 1731–1734, <https://doi.org/10.1016/j.optlaseng.2012.07.009>.
- [4] R.C. Corrêa, J.B. Meireles, J.A.O. Huguenin, D.P. Caetano, L. da Silva, Fractal structure of digital speckle patterns produced by rough surfaces, *Phys. A: Stat. Mech. Appl.* 392 (4) (2013) 869–874, <https://doi.org/10.1016/j.physa.2012.10.023>.
- [5] H.C. Soares, L. da Silva, D.C. Lobão, D.P. Caetano, J.A.O. Huguenin, Hurst exponent analysis of moving metallic surfaces, *Physica A* 392 (2013) 5307–5312, <https://doi.org/10.1016/j.physa.2013.07.005>.
- [6] H.C. Soares, J.B. Meireles, A.O. Castro Junior, J.A.O. Huguenin, A.G.M. Schmidt, L. da Silva, Tsallis's threshold analysis of digital speckle patterns generated by rough surfaces, *Physica A* 432 (2015) 1–8, <https://doi.org/10.1016/j.physa.2015.02.100>.
- [7] M.R.B. Dias, D. Dorneles, W.F. Balthazar, J.A.O. Huguenin, L. da Silva, Lacunarity study of speckle patterns produced by rough surfaces, *Physica A* 486 (2017) 328–336, <https://doi.org/10.1016/j.physa.2017.05.022>.
- [8] E. Kayahan, H. Oktem, F. Hacizade, H. Nasibov, O. Gundogdu, Measurement of surface roughness of metals using binary speckle image analysis, *Tribol. Int.* 43:1 (2010) 307–311, <https://doi.org/10.1016/j.triboint.2009.06.010>.
- [9] H.E. Hurst, R.P. Blak, Y.M. Simaika, *Long Term Storage—An Experimental Study*, Constable, London, 1965.
- [10] M.P. de Albuquerque, I.A. Esquef, A.R.G. Mello, M.P. de Albuquerque, Image thresholding using Tsallis entropy, *Patt. Recog. Lett.* 25 (2004) 1059–1065, <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2004.03.003>.
- [11] B.B. Mandelbrot, *Fractals: Form, Chance and Dimension*, Freeman, San Francisco, CA, 1977.
- [12] B.B. Mandelbrot, Fractals, lacunarity and how it can be tuned and measured, in: T.F. Nonnenmacher, G.A. Losa, E.R. Weibel (Eds.), *Fractals in Biology and Medicine*, Birkhäuser Basel, Boston, 1993, pp. 8–21, https://doi.org/10.1007/978-3-0348-8501-0_2.
- [13] A.O. Pino, An experimental study for characterizing surface roughness by speckle pattern analysis, in: *Frontiers in Optics 2015*, OSA Technical Digest (online) (Optical Society of America, 2015), paper FM1G.4. <https://doi.org/10.1364/FIO.2015.FM1G.4>.
- [14] S. Yang, W. Li, *Surface quality and finishing technology*, Surface Finishing Theory and New Technology, Springer, Berlin, Heidelberg, 2018, https://doi.org/10.1007/978-3-662-54133-3_1.
- [15] V. Trivedi, S. Mahajan, V. Chhaniwal, Z. Zalevsky, B. Javidi, A. Anand, Optical temperature sensor using speckle field, *Sensors Actuat. A: Physical.* 216 (2014) 312–317, <https://doi.org/10.1016/j.sna.2014.06.006>.
- [16] C. Shakher, A.K. Nirala, Measurement of temperature using speckle shearing interferometry, *Appl. Opt.* 33 (1994) 2125–2127, <https://doi.org/10.1364/AO.33.002125>.
- [17] C. Shakher, A.K. Nirala, J. Pramila, S.K. Verma, Use of speckle technique for temperature measurement in gaseous flame, *J. Opt.* (1992) 23–35, <https://doi.org/10.1088/0150-536X/23/2/001>.
- [18] M. Anwender, B.G. Zagar, B. Weiss, H. Weiss, Noncontacting strain measurements at high temperatures by the digital laser speckle technique, *Exp. Mech.* 40: 98 (2000) 98–105, <https://doi.org/10.1007/BF02327556>.
- [19] T. Yoshizawa, *Handbook of Optical Metrology: Principles and Applications*, Taylor & Francis Group, LLC, 2008, <https://doi.org/10.1201/9781420019513>.
- [20] P. Leroux, D. Li, *In Situ High Temperature Surface Morphology Using 3D Profilometry*, Technical Report, 2015. doi:10.13140RG.2.1.3928.7125.
- [21] R.H.C. de Melo, Using Fractal Characteristics such as Fractal Dimension, Lacunarity and Succolarity to Characterize Texture Patterns on Images, in: Universidade Federal Fluminense (Brazil), Fluminense, 2007. Ph.D Thesis. Link: <https://www.sapili.org/livros/en/cp109302.pdf> (accessed 05.28.18).
- [22] J. Feder, *J. Fractals*, Plenum Press, New York, 1988, <https://doi.org/10.1007/978-1-4899-2124-6>.
- [23] A. Karperien, *FracLac for ImageJ version 2.5a* [computer program]. Bethesda, Maryland: Research Services Branch, National Institutes of Health. Morphological digital image analysis software for fractal, multifractal, lacunarity, and other morphometrics, 2007. URL: <https://imagej.nih.gov/ij/plugins/fraclac/FLHelp/Introduction.htm> (accessed 05.28.18).
- [24] G. Chinga, K. Syverud, Quantification of paper mass distributions within local picking areas, *Nordic Pulp Paper Res. J.* 22 (4) (2007) 441–446, <https://doi.org/10.3183/NPPRJ-2007-22-04-p441-446>.
- [25] U. Persson, Surface roughness measurement on machined surfaces using angular speckle correlation, *J. Mater. Process. Technol.* 180 (2006) 233–238, <https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2006.06.010>.
- [26] D. Léger, E. Mathieu, J.C. Perrin, Optical surface roughness determination using speckle correlation technique, *Appl. Optics.* 14 (1975) 872–877, <https://doi.org/10.1364/AO.14.000872>.
- [27] C.J. Tay, S.L. Toh, H.M. Shang, J. Zhang, Whole-field determination of surface roughness by speckle correlation, *Appl. Opt.* 34 (13) (1995) 2324–2335, <https://doi.org/10.1364/AO.34.002324>.
- [28] S. Sarkar, B.B. Chaudhuri, An efficient differential box-counting approach to compute fractal dimension of image, *IEEE Trans. Sys., Man Cybern.* 24 (1) (1994) 115–120, <https://doi.org/10.1109/21.259692>.
- [29] A. Conci, C.F.J. Campos, An efficient box-counting fractal dimension approach for experimental image variation characterization, in: B.G. Mertzios, P. Liatsis (Eds.), *Proceedings of IWISP'96*, Manchester, 1996, Elsevier, 1996, pp. 665–668, <https://doi.org/10.1016/B978-044482587-2/50146-4>.
- [30] J. Li, Q. Dub, C. Sun, An improved box-counting method for image fractal dimension estimation, *Pattern Recog.* 42 (11) (2009) 2460–2469, <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2009.03.001>.
- [31] C. Allain, M. Cloitre, Characterizing the lacunarity of random and deterministic fractal sets, *Phys. Rev. A.* 44 (1991) 3552–3558, <https://doi.org/10.1103/PhysRevA.44.3552>.
- [32] D. Zhang, X. Zhang, G. Cheng, Compression strain measurement by digital speckle correlation, *Exp. Mech.* 39 (1999) 62–65, <https://doi.org/10.1007/BF02329302>.
- [33] ImageJ. Available at rsbweb.nih.gov/ij/ (accessed 05.28.18).
- [34] G.E. Totten, D.S. MacKenzie (Eds.), *Handbook of Aluminum: Physical Metallurgy and Processes*, v.1, Ed. Marcel Dekker, Inc., New York, 2003.
- [35] DIN (DEUTSCHES INSTITUT FÜR NORMUNG), DIN 4768 Determination of Surface Roughness Ra, Rz, R Max, With Electric Stylus Instruments. Deutsches Institut für Normung E.V. (DIN), 1990.

APÊNDICE C – Artigo submetido



Marina Ribeiro Barros Dias <marinaribeiro@id.uff.br>

Submission Confirmation

1 mensagem

constantino tsallis <eesserver@eesmail.elsevier.com>
Responder a: constantino tsallis <tsallis@cbpf.br>
Para: marinaribeiro@id.uff.br, mdias123@gmail.com

21 de janeiro de 2019 17:49

*** Automated email sent by the system ***

Dear Dr. Dias,,

Your submission entitled "Monitoring defects of a moving metallic surface through Tsallis entropic segmentation" has been received by Physica A for Research Paper.

You may check on the progress of your paper by logging on to the Elsevier Editorial System as an author. The URL is <https://ees.elsevier.com/physa/>.

Your username is: marinaribeiro@id.uff.br

If you need to retrieve password details, please go to:
http://ees.elsevier.com/physa/automail_query.asp

Your manuscript will be given a reference number once an Editor has been assigned.

Thank you for submitting your work to this journal.

Kind regards,

Elsevier Editorial System
Physica A

For further assistance, please visit our customer support site at <http://help.elsevier.com/app/answers/list/p/7923> Here you can search for solutions on a range of topics, find answers to frequently asked questions and learn more about EES via interactive tutorials. You will also find our 24/7 support contact details should you need any further assistance from one of our customer support representatives.

Monitoring defects of a moving metallic surface through Tsallis entropic segmentation

M.R.B. Dias^{a,b,*}, A. O. Castro Junior^c, C. P. Dias^b, S. A. de Carvalho^d, J. A. O. Huguenin^b, L. da Silva^{a,b}

^a*Programa de Pós-Graduação em Engenharia Metalúrgica, Escola de Engenharia Industrial Metalúrgica de Volta Redonda, Universidade Federal Fluminense, Volta Redonda - RJ, CEP 27.255-125, Brazil.*

^b*Instituto de Ciências Exatas, Universidade Federal Fluminense, Volta Redonda - RJ, CEP 27.213-145, Brasil.*

^c*Programa de Pós-Graduação em Física, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora - MG, CEP 36.036-900, Brazil.*

^d*Escola de Engenharia Industrial Metalúrgica de Volta Redonda, Universidade Federal Fluminense, Volta Redonda - RJ, CEP 27.255-125, Brazil.*

Abstract

Speckle patterns can be generated by the scattering of a laser light in a rough surface. Digital images of speckle patterns can be related with surface roughness. In this paper the Tsallis entropy was used to determine the threshold of the entropic segmentation on a digital image of speckle pattern. We show that it is a powerful tool to discern defects, which can be inferred as roughness variation, in a moving metallic sample. Furthermore, we investigated the results yielded by two laser wavelengths in order to verify the influence of this parameter.

Keywords: speckle pattern, roughness, Tsallis entropy, entropic segmentation, moving sample

1. Introduction

Speckle can be observed as an interference pattern produced by coherent light reflected from different parts of the illuminated surface [1]. It can be produced by the scatterers presented in rough surfaces and described by statistical approach. Thus, we can question whether the speckle pattern could be used to unveil surface properties [2, 3], such as roughness. Once metallic surfaces usually have a controlled roughness value, roughness variation can be sometimes sensed as defects.

Lung et al. [4] has shown that there is a relationship between the roughness and the fractal dimension of a surface and, since then, fractal analysis has been applied to characterize the surface roughness. In recent years, published works have made use of the digital images of speckle patterns (not digital images of the

*Correspondence to: Rua Desembargador Ellis Hermydio Figueira 783, Aterrado, Volta Redonda - RJ, CEP 27.213-145, Brazil.
Email address: marinaribeiro@id.uff.br (M.R.B. Dias)

10 surface) to characterize surface roughness. Among the several techniques that use indirect methods based on speckle patterns, we highlight the analysis of the contrasts [5], the study of the ratio between bright and dark areas [6], the use of the Hurst exponent [7] and the use of fractal parameters as fractal dimension [8] and lacunarity [9], to cite a few. These studies provided significant results to establish new methods for indirect measurement of roughness. In particular, reference [10] demonstrated a clear correspondence between the
15 surface roughness and the threshold obtained by Tsallis entropic segmentation with stationary samples.

This work extends the results obtained in [10] performing a study for moving metallic samples and using lasers with different wavelengths. The results show a potential method to monitor moving metallic rough surfaces, which can be applied, for instance, for a production line monitoring, where you need to detect surface defects.

20 This paper is organized as follows. In Section 2, we introduce the Tsallis entropic segmentation, which evaluates the threshold of digital speckle patterns. The experimental production of digital speckle patterns by using rough surfaces is presented in Section 3. The results and discussions are showed in Section 4. Finally, we summarize our conclusions in Section 5, followed by the bibliography.

2. Tsallis entropic segmentation

25 Entropic segmentation [11] via Tsallis entropy was first used in [12] in order to obtain information of digital images. In reference [13], Shannon related entropy and information. Based on that, the so-called image entropic segmentation methods were formulated. Image segmentation refers to the process of dividing an image into multiple regions (set of pixels) or objects, with the aim of simplifying and/or changing the representation of an image to make its analysis easier [14].

30 A common process of image segmentation is the thresholding process. This method transforms grayscale images into binary ones, once a gray tone value, called threshold, is chosen. Pixels with values smaller than the threshold will be replaced by a value of 0 (or 1) and will be turned black. Values greater than the threshold will be replaced by the value 255 (or 256) and will be turned white. There are several techniques for choosing the threshold value [15]. Here, we use the image segmentation that is based on the definition
35 of entropy. In particular, we use the Tsallis entropy [16]. In order to exemplify, we can mention Soares et al. [10] that investigated this method to evaluate the threshold of digital speckle patterns images to sense roughness in a static surface.

Tsallis entropy is a generalization of Boltzmann-Gibbs entropy and has been applied in several fields of science such as optimization [17] and image processing [12]. It is a thermodynamic quantity that also

40 measures the degree of irreversibility of a system, and is generally associated with the “disorder” of a system. Physically, it can be associated to the number of microstates accessible to the system once the constraints imposed on it are satisfied [18]. Tsallis’s entropy is defined as:

$$S_q = k \frac{1 - \sum_{i=1}^W (p_i)^q}{q - 1}, \quad (1)$$

where W is the number of possible configurations of the system, whose probabilities are p_i . Here, k is the Boltzmann constant, q is the Tsallis entropy parameter ($q \in \mathbb{R}$) and $\sum_{i=1}^W p_i = 1$.

It has been shown that Tsallis entropy reduces to Boltzmann–Gibbs–Sannon (BGS) entropy [16] if q tends to 1 and $k = 1$, namely:

$$S = - \sum_{i=1}^W p_i \ln(p_i). \quad (2)$$

Tsallis [16] pointed out that considering A and B as two independent systems, it can be shown that the Tsallis entropy has non-additive properties, i.e.,

$$S_q(A + B) = S_q(A) + S_q(B) + (1 - q)S_q(A)S_q(B). \quad (3)$$

The Tsallis entropic segmentation was proposed by Albuquerque [12] for the segmentation of digital images. The algorithm devised by [12] is reproduced here, for the sake of clarity. Details about the algorithm can be obtained in [12].

55 In this procedure, an 8-bit gray level digital image with W possible gray levels is considered. Be p_i , $i = 1, \dots, W$ its probabilities of occurrence, and so this is the probability distribution of the whole image. Suppose we divide the image in two subsets: one that is related to the foreground A , with probability distribution p^A , and one related to the background B , with probability distribution p^B . For each gray level, the distributions p^A and p^B has a collection of probability value, so that [12]:

$$60 \quad p^A : \frac{p_1}{P^A}, \frac{p_2}{P^A}, \dots, \frac{p_t}{P^A} \quad (4)$$

and

$$p^B : \frac{p_{t+1}}{P^B}, \frac{p_{t+2}}{P^B}, \dots, \frac{p_W}{P^B}, \quad (5)$$

where $P^A = \sum_{i=1}^t p_i$ and $P^B = \sum_{i=t+1}^W p_i$, for each possible gray level t .

So, supposedly, foreground has all pixels from 1 to t and background the remaining ones, from $t + 1$ to W . Notice that this segmentation only makes sense if $1 \leq t < W$, since otherwise we do not have two systems to consider.

The Tsallis entropy for each distribution is given by

$$S_q^A(t) = \frac{1 - \sum_{i=1}^t \left(\frac{p_i}{P^A}\right)^q}{q - 1} \quad (6)$$

and

$$S_q^B(t) = \frac{1 - \sum_{i=t+1}^W \left(\frac{p_i}{P^B}\right)^q}{q - 1} \quad (7)$$

and the optimal threshold (t^*) is obtained by finding the value of threshold that maximizes the Tsallis entropy (Eq. (3)):

$$t^* = \operatorname{argmax}[S_q^A(t) + S_q^B(t) + (1 - q)S_q^A(t)S_q^B(t)]. \quad (8)$$

This is the utmost value calculated by this algorithm for each digital image and we call it Tsallis threshold. Following this pioneer work [12], Tsallis entropic segmentation of digital images of speckle patterns generated by static metallic sample was used in [10] to show a relation between Tsallis threshold and roughness of samples at rest. Now we show how to apply this technique to metallic moving samples in order to detect defects of the sample, which can be related with roughness changes in surface.

3. Experiment

In order to investigate the detection of surface irregularities on a moving metallic sample, which is related to roughness variation, we consider an experimental setup that can be seen in Fig. 1. In this setup, the laser beam impinges on the surface after hitting the mirrors (M) and the scattered light gives rise to the speckle patterns which are acquired with a Charge Coupled Device (CCD) monochromatic camera in the normal direction, as 8-bit digital images. Each image can be described as a discrete set containing $m \times n$ elements which are integer numbers varying from 0 to 255, identified as gray levels. Each acquired image is associated with one position in the sample and we calculate the Tsallis threshold, as described in Section 2.

In our experimental setup, the power of the laser was controlled by a variable neutral density filter (NF) in order to guarantee no saturation of the speckle patterns. With the use of mirrors, it was possible to illuminate

the surface with a fixed incident angle (45°) by respect the normal direction of the sample surface. In this
90 same direction we placed the CCD camera at a distance of 10 cm with no lens, and the register of the speckle
patterns was made in the diffraction plane.

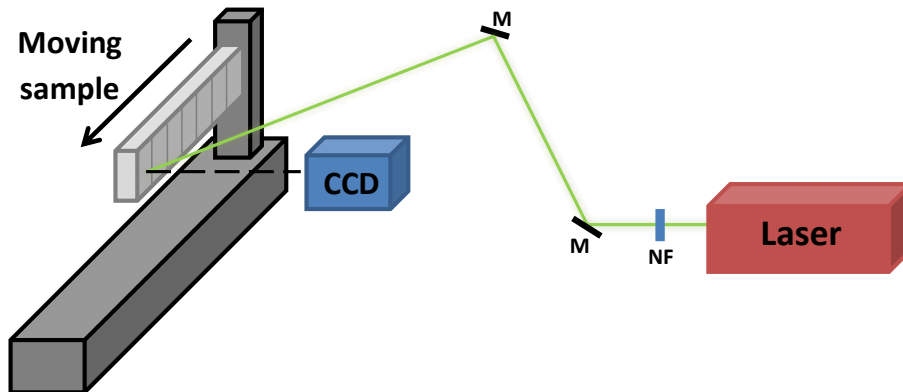


Figure 1: Experimental setup. A laser beam passes through a neutral filter (NF) and it is guided to the sample by two mirrors (M). The CCD is always positioned in the normal direction with respect to the surface. The moving sample is illuminated so that regions with different roughness (or defects) produce different speckle patterns acquired by the CCD.

The used sample was a commercial aluminum bar of dimensions $24\text{ cm} \times 5\text{ cm} \times 0.8\text{ cm}$ prepared with alternate 2.2 cm long regions with commercial finishing and different defects produced by a milling cutter.

The machined region was prepared with different depths, which corresponds to introducing different
95 roughness on the sample's surface. This procedure enhances contrast to the non-machined regions. The
sample is translated linearly in a moving platform with controlled speed, while the lasers and the CCD
camera are fixed. The platform allowed us to access only 17 cm of the sample (the first eight regions). In
Fig. 2 we can identify the measured regions, each one with 2 - 2.2 cm long. Four of them (odd numbers
from 1 to 7) correspond to the machined regions and the other four (even number from 2 to 8) are the
100 non-machined ones.

The speckle pattern acquisition is performed by means of the production of a movie during the sample
translation, while the surface was moved in a speed of 2.3 mm/s. The used acquisition rate of the CCD
camera is 30 frames per second, and it was possible to associate each moving frame with the respective
position that generated the registered speckle pattern. The size of the image is 720×480 pixels.

105 The images were processed in a computer with an Intel Core i7 processor and 16Gb RAM memory. As
the CCD camera registered a video of the speckle pattern generated by the surface, we used the software

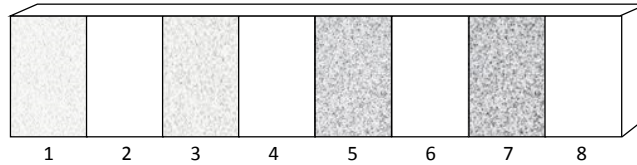


Figure 2: Illustration of the measured sample. There are 8 regions with different roughness. The odd numbers indicate the machined regions. The even numbers indicate the non-machined ones.

VirtualDub[®] to extract all the image frames (around 2200 frames for each experiment).

A Matlab[®] program was developed to evaluate the Tsallis threshold of each digital image captured of the speckle pattern by using the algorithm proposed in Section 2. The parameter q in Eq. (3) was set as $q = 0.1, 0.2, 0.9, 1.0, 1.5$ and 2.0 and, for each q we can observe the threshold for each sequence of images.

We performed the experiment by using two different lasers: a green laser (DPSS laser, 532 nm, vertically polarized) and a red laser (Diode laser, 650 nm, vertically polarized). By using the neutral filter the power of the lasers was adjusted to be the same ($4 \mu\text{W}$). Therefore, we can calculate the Tsallis threshold from the speckle produced with the green laser beam (t_g) and from the speckle produced with the red laser beam (t_r).

115 4. Results and discussion

Extending the proposal of Soares et al. [10] that characterizes stationary metallic rough surfaces by establishing a correlation between the Tsallis threshold of the speckle pattern image of a surface and its roughness, we investigated the possibility of identifying the roughness variation of a moving surface.

We use the methodology presented in Section 2 to calculate the Tsallis threshold, for different values of q . Figs. 3 and 4 present the results of Tsallis threshold as a function of the position of the sample for both lasers and $q = 0.1, 0.2, 0.9, 1.0, 1.5$ and 2.0 .

Concerning the detection of roughness variation, Figs. 3 and 4 show the results for the study of Tsallis threshold t_g and t_r as a function of the illuminated position of the sample for the experiment performed with green and red laser, respectively. In both cases, Tsallis threshold was capable of distinguish between two consecutive regions, regardless of the value q .

Let us now take a closer look in the non-machined region (even regions). As can be seen in Figs. 3 and 4, the threshold values are small and approximately constant. On the other hand, in the machined regions, we observe greater values of threshold due to the increasing of roughness. One can also notice variation of

the threshold value in the different machine regions.

130 In addition, it is worth to mention that the width of the regions containing the defects are in very close accordance with the actual extension of the regions, i.e., these results suggest that the method could characterize defects dimensions.

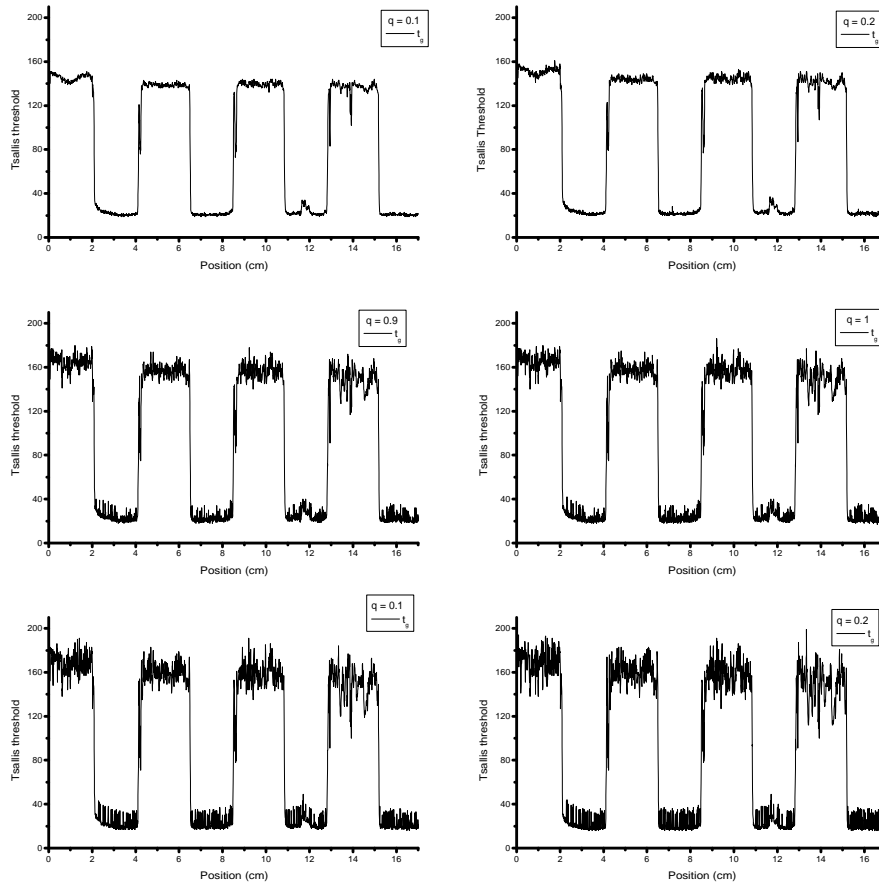


Figure 3: Tsallis threshold as function of the position of the sample for the green laser and different values of q .

It is also noticeable that for both lasers and low values of q (for example 0.1 and 0.2), the roughest bands do not show as much fluctuations as compared to higher values of q such as $q = 1.5$ or $q = 2.0$. It appears
 135 that the greater the value of q , the more sensitive the procedure becomes, thus detecting very small variations

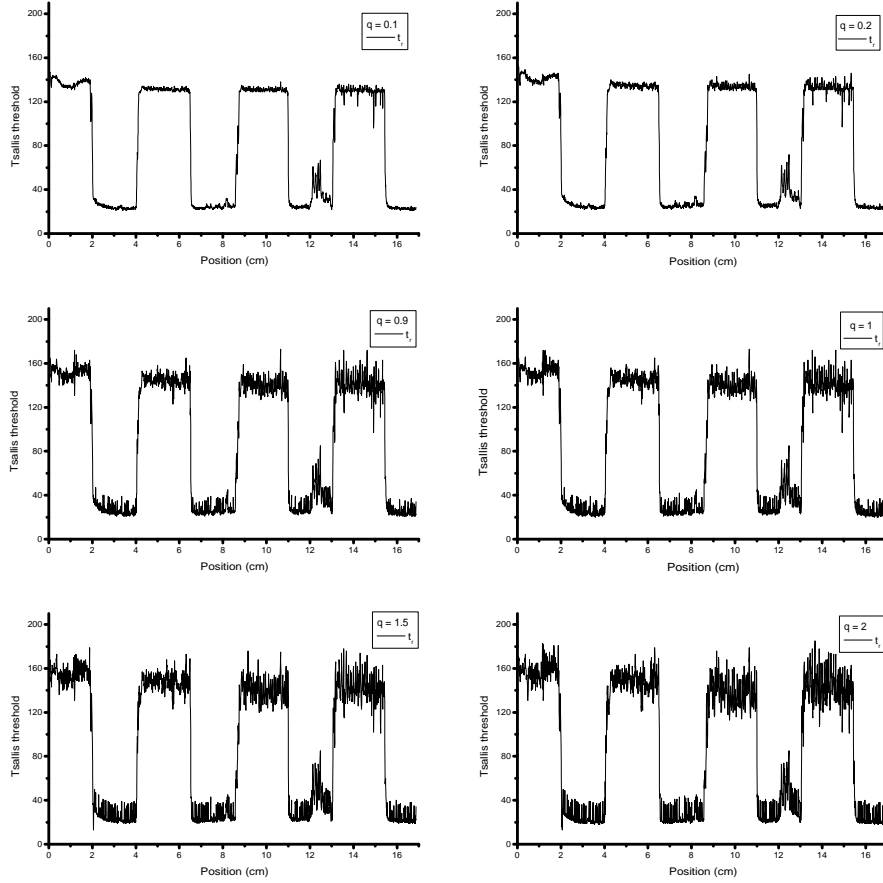


Figure 4: Tsallis threshold as function of the position of the sample for the red laser and different values of q .

of roughness.

These results suggest this procedure can be employed in order to monitor the quality of surfaces roughness. Indeed, we can observe in the region around 12 cm a short peak in the non-machined region. It corresponds to a small slot or scratch in this region.

140 Fig. 5 compares the results for the green and red lasers, with $q = 0.9$. First of all, we can notice that the values of the Tsallis threshold are higher for the green laser than the red one. It is in accordance with previous results [9], since for a given sample, the green laser produces a more illuminated speckle pattern compared

with the one produced by the red laser. It is due the fact that the scattering depends on the wavelength of the incident radiation. In addition, aluminum surfaces reflect more in the green band (532 nm) than in the red band (in our case, 650 nm), which contributes to a higher brightness of the speckle pattern produced by the green laser compared to that produced by the red laser with the same incident intensity. The scattering in the normal direction is accentuated for rougher surface for both used laser wavelengths.

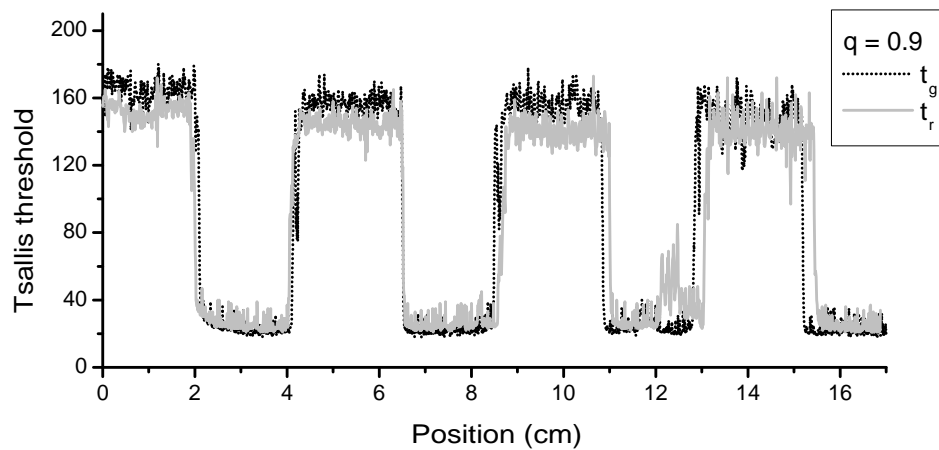


Figure 5: Tsallis threshold as function of the position for $q = 0.9$ using green and red lasers.

Let us see the variation of Tsallis threshold for each region of the sample. We calculated the average Tsallis threshold for each region. Fig. 6 presents the results. Beyond the clear distinction between machined and non-machined regions, we can observe a variation of t_g and t_r inside each set of surfaces. For machined surfaces a decreasing tendency of Tsallis threshold can be observed. This result suggests that the presented method can also quantify the defects that, as said before, can be regarded as a roughness variation. The error bar are statistical errors. By respect the non-machined regions (even numerated - with industrial finishing), t_g and t_r do not present significant variation except region 6 that contains the position around 12 cm possessing a finishing defect (scratch). Both lasers seem to detect the scratch. This result reinforces the efficiency of the method to a possible application: monitor surface quality.

This result presents a potential application on the quality control of moving metallic surfaces. The surface finishing of the moving samples can be monitored practically on-line, with a delay of few seconds

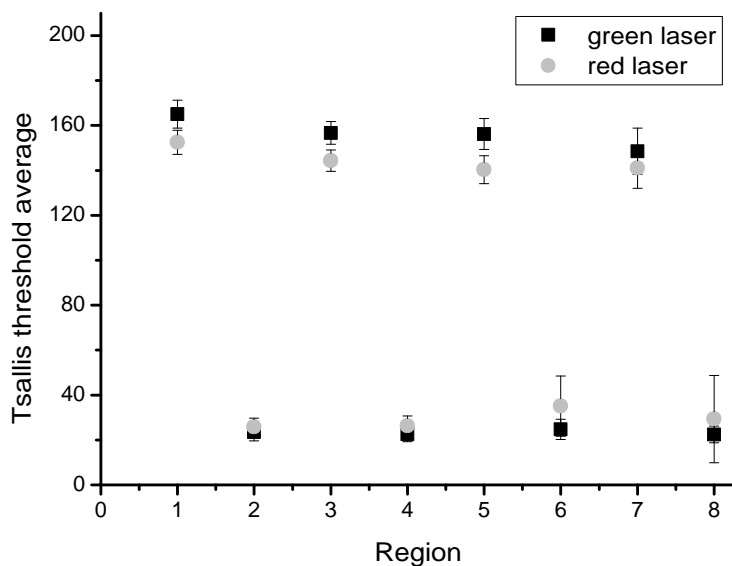


Figure 6: Average values for each region of the sample for $q = 0.9$ using green and red lasers.

or fraction of seconds, depending basically on the computational efficiency. Results of Fig.6 indicate that, in principle, we can perform a calibration procedure to quantify roughness variation. For this an detailed study of surface roughness variation should be made. We intend to deepen this study in order to verify the possibility to obtain an useful process to measure roughness of moving metallic samples in industrial facilities using Tsallis entropic segmentation.

5. Conclusions

In conclusion, we proposed and experimentally performed a study of the Tsallis entropic segmentation of digital speckle patterns generated by a moving metallic rough surface illuminated by two different laser wavelengths. The results show that the proposed technique, a proof of principle, is very sensitive to defects or changes of roughness of the surface, which opens the possibility of a very interesting application. This result extend previous results obtained with resting metal surfaces and has great relevance because it is an unprecedented result and can be applied in a production line simulation, for example. The parameter q may be used to better tune the sensibility of the process.

6. Acknowledgements

The authors thank the Brazilian agencies: Financiadora de Estudos e Projetos (FINEP) for the Confocal Microscope, Fundação Carlos Chagas Filho de Amparo à Pesquisa do Estado do Rio de Janeiro (FAPERJ) for Grants E26/110.218/2011 and E26/110.655/2013 and for C. P. Dias scholarship. O Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), Pró-Reitoria de Pesquisa, Pós-Graduação e Inovação (PROPPI) of the Universidade Federal Fluminense for Grants PROPPI FORA DE SEDE 2014 and FOPIN 2015.

- [1] J. W. Goodman, Some fundamental properties of speckle, *J. Opt. Soc. Am.* 66 (11) (1976) 1145–1150. doi:<https://doi.org/10.1364/JOSA.66.001145>.
- [2] R. S. Sirohi (Ed.), *Speckle Metrology*, Marcel Dekker, Inc., 1993.
- [3] T. Yoshizawa (Ed.), *Handbook of Optical Metrology*, 2nd Edition, CRC Press, Florida, 2009.
- [4] C. W. Lung, J. J. J., E. K. Tian, C. H. Zhang, Relation between fractal dimension and roughness index for fractal surfaces, *Physics Review E*, 60 (5) (1999) 721–722. doi:<https://doi.org/10.1103/PhysRevE.60.5121>.
- [5] A. L. Sampaio, D. C. Lobão, L. C. S. Nunes, P. A. M., L. da Silva, J. A. O. Huguenin, Hurst exponent determination for digital speckle patterns in roughness control of metallic surfaces, *Optics and Lasers in Engineering* 49 (2011) 32–35. doi:<http://doi:10.1016/j.optlaseng.2010.09.005>.
- [6] J. B. Meireles, L. da Silva, D. P. Caetano, J. A. O. Huguenin, Effect of metallic surface roughness on the speckle pattern formation at diffraction plane., *Optics and Lasers in Engineering* 50 (2012) 1731–1734. doi:<http://doi.org/10.1016/j.optlaseng.2012.07.009>.
- [7] H. C. Soares, L. da Silva, D. C. Lobão, D. P. Caetano, J. A. O. Huguenin, Hurst exponent analysis of moving metallic surfaces, *Physica A* 392 (21) (2013) 5307–5312. doi:<http://doi.org/10.1016/j.physa.2013.07.005>.
- [8] R. D. Corrêa, J. B. Meirelles, J. Huguenin, D. Caetano, L. da Silva, Fractal structure of digital speckle patterns produced by rough surfaces, *Physica A* 392 (2013) 869–874. doi:<http://doi.org/10.1016/j.physa.2012.10.023>.

- [9] M. R. B. Dias, D. Dornelas, W. F. Balthazar, J. A. O. Huguenin, L. da Silva, Lacunarity study of speckle patterns produced by rough surfaces, *Physica A* 486 (2017) 328–336. doi:<http://doi.org/10.1016/j.physa.2017.05.022>.
200
- [10] H. C. Soares, J. B. Meireles, A. O. C. Junior, J. A. O. Huguenin, A. G. M. Schmidt, L. da Silva, Tsallis threshold analysis of digital speckle patterns generated by rough surfaces, *Physica A* 432 (2015) 1–8. doi:<https://doi.org/10.1016/j.physa.2015.02.100>.
- [11] J. Kapur, P. Sahoo, A. Wong, A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram, *Comput. Vision Graphics Image Process* 29 (1985) 273–285. doi:<https://doi.org/10.1103/PhysRevE.60.5121>.
205
- [12] M. P. de Albuquerque, A. Esquef, A. R. G. Mello, M. P. de Albuquerque, Image thresholding using tsallis entropy, *Patt. Recog. Lett.* 25 (9) (2004) 1059–1065. doi:<http://doi.org/10.1016/j.patrec.2004.03.003>.
- [13] C. E. Shannon, Mathematical theory of communication, *Bell Syst. Tech. J.* 27 (3) (1948.) 379–423. doi:<http://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x>.
210
- [14] R. C. Gonzales, R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 3rd Edition, Prentice Hall, 2008.
- [15] R. M. Haralick, L. G. Shapiro, Image segmentation techniques, *Computer vision, graph. and image proces.* 29 (1) (1985) 100–132. doi:[https://doi.org/10.1016/S0734-189X\(85\)90153-7](https://doi.org/10.1016/S0734-189X(85)90153-7).
- [16] C. Tsallis, Possible generalization of boltzmann–gibbs statistics, *J. Stat. Phys.* 52 (1-2) (1998) 479–487. doi:<https://doi.org/10.1007/BF01016429>.
215
- [17] D. Ghoshdastidar, A. Dukkupati, S. Bhatnagar, q-gaussian based smoothed functional algorithms for stochastic optimization, in: *IEEE International Symposium on Information Theory (ISIT)*, 2012, pp. 1059–1063. doi:<https://doi.org/10.1109/ISIT.2012.6283013>.
- [18] F. Reif, *Fundamentals of Statistical and Thermal Physics*, 1st Edition, McGraw-Hill International Editions, 1985.
220