Análise e restauração de vídeos de Microscopia Eletrônica de Baixa Energia

Welinton Andrey Contato

SERVIÇO DE PÓS-GRADUAÇÃO DO ICMC-USP

Data de Depósito:

Assinatura: _____

Welinton Andrey Contato

Análise e restauração de vídeos de Microscopia Eletrônica de Baixa Energia

Dissertação apresentada ao Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação – ICMC-USP, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências – Ciências de Computação e Matemática Computacional. VERSÃO REVISADA

Área de Concentração: Ciências de Computação e Matemática Computacional

Orientador: Prof. Dr. João do Espírito Santo Batista Neto

Coorientador: Prof. Dr. Moacir Antonelli Ponti

USP – São Carlos
Novembro de 2016

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Achille Bassi
e Seção Técnica de Informática, ICMC/ USP,
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

C759a Contato, Welinton Andrey
 Análise e restauração de vídeos de Microscopia
 Eletrônica de Baixa Energia / Welinton
 Andrey Contato; orientador João do Espírito Santo
 Batista Neto; coorientador Moacir Antonelli Ponti. -
 São Carlos - SP, 2016.
 105 p.

 Dissertação (Mestrado - Programa de Pós-Graduação
 em Ciências de Computação e Matemática Computacional)
 - Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação,
 Universidade de São Paulo, 2016.

 1. Microscopia Eletrônica de Baixa Energia.
 2. Remoção de ruídos em vídeos. 3. Redução
 de borrimento em vídeos. 4. Non-Local Means.
 5. Filtragem não local. I. Neto, João do Espírito
 Santo Batista, orient. II. Ponti, Moacir Antonelli,
 coorient. III. Título.

Welinton Andrey Contato

Analysis and video restoration of Low Energy Electron Microscopy

Master dissertation submitted to the Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação – ICMC-USP, in partial fulfillment of the requirements for the degree of the Master Program in Computer Science and Computational Mathematics. FINAL VERSION

Concentration Area: Computer Science and Computational Mathematics

Advisor: Prof. Dr. João do Espírito Santo Batista Neto
Co-advisor: Prof. Dr. Moacir Antonelli Ponti

USP – São Carlos
November 2016

Este trabalho é dedicado aos meu pais.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar agradeço ao professor Dr. João do Espírito Santo Batista Neto, pela oportunidade e por todo o apoio e orientação, não somente no projeto como nas disciplinas e na amizade. Agradeço também ao professor Dr. Moacir Antonelli Ponti, pela co-orientação, por todas discussões e ajuda na disciplina de Processamento de Imagens e em meu trabalho.

Obrigado a toda minha família e amigos que sempre me incentivaram a buscar novos desafios. Aos meus pais, pelo amor incondicional e que sempre fizeram de tudo por mim e por meu irmão.

A minha noiva e amiga, Bianca Dawis Vinaud, por todo amor e toda compreensão nos momentos mais complicados.

A todos os mestrandos e doutorandos do VICG. Por todas as conversas, discussões e pelo café. Agradeço a amizade do Fábio, Gabriel, Gabriela e Tiago. Muito obrigado pelas ajudas nos trabalhos e principalmente nos momentos de descontração. A amizade de vocês jamais será esquecida.

Agradeço, também, àqueles que me deram uma base para poder chegar aqui. Aos meus professores do ensino médio, principalmente a Rita Parzewski e a Rose Parzewski. Aos meus mestres da graduação: Ana Cláudia Nery Salomão, André Curvello, Cacildo José Devós, Claudia Vicci Amadeu, Ely Prado, Fabiano Magrin da Costa Vieira, Fernando Orsi, Heitor Cunha e Jovander Silva Freitas. O conhecimento que vocês me passaram foi essencial para chegar aqui.

Agradeço a Deus, por todas oportunidades dada em minha vida e por colocar em meu caminho todos acima citados.

Finalmente, agradeço à FAPESP pelo auxílio financeiro concedido através do processo nº 2014/21888-2.

“ The cave you fear to enter, holds the treasure you seek.”

(Joseph Campbell)

“ Humanity’s deepest desire for knowledge is justification enough for our continuing quest.”

(Stephen Hawking)

RESUMO

CONTATO, W. A.. Análise e restauração de vídeos de Microscopia Eletrônica de Baixa Energia. 2016. 105 f. Dissertação (Mestrado em Ciências – Ciências de Computação e Matemática Computacional) – Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação (ICMC/USP), São Carlos – SP.

A Microscopia Eletrônica de Baixa Energia (LEEM) é uma recente e poderosa modalidade para o estudo de superfície passível de uma grande quantidade de degradações, como ruídos e borramento. Ainda incipiente na literatura, este trabalho visou a análise e identificação das fontes de degradações presentes em vídeos, além da utilização de um conjunto de técnicas de remoção de ruído e borramento para a restauração de dados LEEM. Além disso, foram desenvolvidas duas novas técnicas de filtragem de vídeo com o intuito de preservar detalhes pequenos e texturas presentes. Na etapa de análise foi constatado que as imagens LEEM possuem uma grande quantidade e variedade de ruídos, sendo o Gaussiano o mais preponderante. Foi também estimada a Função de Espalhamento de Ponto (PSF) do microscópio utilizado, visando o emprego de técnicas de redução de borramento. Este trabalho também analisou a combinação de técnicas de redução de borramento com as técnicas de filtragem do ruído Gaussiano existente. Foi constatado que as técnicas não locais, como Non-Local Means (NLM) e Block-Matching 3-D (BM3D), proveem uma maior capacidade de filtragem das imagens LEEM, preservando descontinuidades. Ainda nesta análise, identificou-se que algumas técnicas de redução de borramento não são efetivas em imagens LEEM, exceto a técnica Richardson-Lucy (RL) que suprimiu grande parte do borramento sem adicionar mais degradação. A indesejável remoção de pequenas estruturas e texturas pelas técnicas de filtragem existentes motivou o desenvolvimento de duas novas técnicas de filtragem de ruído Gaussiano (NLM3D-LBP-MSB e NLM3D-LBP-Adaptive) que mostraram resultados superiores para filtragem de imagens com grande quantidade de textura. Porém, em imagens com muitas regiões homogêneas o BM3D foi superior. Avaliações quantitativas foram realizadas sobre imagens artificiais. Em imagens LEEM reais, realizou-se um experimento qualitativo em que observadores avaliaram visualmente o resultado de restaurações por diversas técnicas existentes e as propostas neste trabalho. O experimento comprovou que os métodos de filtragem não locais foram superiores, principalmente quando combinados com o método RL. Os métodos propostos produziram bons resultados, entretanto, inferiores aos exibidos pelas técnicas NLM e BM3D. Este trabalho demonstrou que as técnicas de filtragem não locais são as mais adequadas para dados LEEM. Além disso, a técnica RL mostrou-se eficaz na redução de borramento.

Palavras-chave: Microscopia Eletrônica de Baixa Energia, Remoção de ruídos em vídeos, Redução de borramento em vídeos, Non-Local Means, Filtragem não local.

ABSTRACT

CONTATO, W. A.. Análise e restauração de vídeos de Microscopia Eletrônica de Baixa Energia. 2016. 105 f. Dissertação (Mestrado em Ciências – Ciências de Computação e Matemática Computacional) – Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação (ICMC/USP), São Carlos – SP.

Low Energy Electronic Microscopy (LEEM) is a recent and powerful surface science image modality prone to considerable amounts of degradations, such as noise and blurring. Still not fully addressed in the literature, this work aimed at analysing and identifying the sources of degradation in LEEM videos, as well as the adequacy of existing noise reduction and deblurring techniques for LEEM data. This work also presented two new noise reduction techniques aimed at preserving texture and small details. Our analysis has revealed that LEEM images exhibit a large amount and variety of noises, with Gaussian noise being the most frequent. To handle the deblurring issue, the Point Spread Function (PSF) for the microscope used in the experiments has also been estimated. This work has also studied the combination of deblurring and denoising techniques for Gaussian noise. Results have shown that non-local techniques such as Non-Local Means (NLM) and Block-Matching 3-D (BM3D) are more adequate for filtering LEEM images, while preserving discontinuities. We have also shown that some deblurring techniques are not suitable for LEEM images, except the Richardson–Lucy (RL) approach which coped with most of the blur without the addition of extra degradation. The undesirable removal of small structures and texture by the existing denoising techniques encouraged the development of two novel Gaussian denoising techniques (NLM3D-LBP-MSB and NLM3D-LBP-Adaptive) which exhibited good results for images with a large amount of texture. However, BM3D was superior for images with large homogeneous regions. Quantitative experiments have been carried out for synthetic images. For real LEEM images, a qualitative analysis has been conducted in which observers visually assessed restoration results for existing techniques and also the two proposed ones. This experiment has shown that non-local denoising methods were superior, especially when combined with the RL method. The proposed methods produced good results, but were outperformed by NLM and BM3D. This work has shown that non-local denoising techniques are more adequate for LEEM data. Also, the RL technique is very efficient for deblurring purposes.

Key-words: Low Energy Electron Microscopy, Video denoise, Video deblur, Non-Local Means, Non-local denoising.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Imagens de estruturas de superfícies de vídeos	3
Figura 2 – Microscópio Eletrônico de Varredura	7
Figura 3 – Esquema típico do aparato experimental LEED.	9
Figura 4 – Padrão LEED	11
Figura 5 – Microscópio LEEM e suas partes constituintes	12
Figura 6 – Diagrama do microscópio LEEM	12
Figura 7 – Gotículas de Gálio em movimento	14
Figura 8 – Exemplo de imagens PEEM	15
Figura 9 – Exemplo de imagens SPLEEM	16
Figura 10 – Processo de aquisição e restauração de imagem	19
Figura 11 – Exemplo filtragem bilateral	24
Figura 12 – Esquema do NL-Means.	27
Figura 13 – Exemplo da janela de busca e dos patches da vizinhança.	27
Figura 14 – Diagrama BM3D.	29
Figura 15 – Diferentes tipos de vizinhanças para raio $R = 1$ e $P = 8$	37
Figura 16 – Todos os possíveis padrões uniformes para um bairro circular de $R = 1$ e $P = 8$	39
Figura 17 – Principais passos do descritor LBP-TOP.	40
Figura 18 – Diagrama NLM3D-LBP-MSB	42
Figura 19 – Etapas do trabalho	46
Figura 20 – Histograma de um frame do vídeo moview60fps.avi	48
Figura 21 – Estimativa da PSF	49
Figura 22 – Histograma de um frame do vídeo GaAsFringe.avi	54
Figura 23 – Histograma de um frame do vídeo ncomms7880-s2.mov	54
Figura 24 – Histograma de um frame dos vídeos NiAl04.avi e NiAl04.avi	55
Figura 25 – Exemplo visual do fitting	56
Figura 26 – Estimativa das PSF pelo Fast Motion Deblurring	57
Figura 27 – Imagens sintéticas somente com ruído.	59
Figura 28 – Imagens sintéticas com ruído e borramento.	60
Figura 29 – Imagens sintéticas somente com ruído.	61
Figura 30 – Variação do parâmetro s do algoritmo BM3D.	63
Figura 31 – Combinação do Wiener com os algoritmos TV, BF, NLM e BM3D.	65
Figura 32 – Combinação do RL com os algoritmos TV, BF, NLM e BM3D.	66
Figura 33 – Variação do parâmetro s do algoritmo BM3D.	67

Figura 34 – Quadros centrais de cada sequência: quadros de (a) a (f) referem-se às sequências 1 a 6, respectivamente.	68
Figura 35 – Diferentes níveis de ruído aplicados na sequência 4	68
Figura 36 – Resultados para diferentes valores de s para a sequência 4 com $s = 20$	69
Figura 37 – Resultados para diferentes valores de s para a sequência 4 com $s = 25$	70
Figura 38 – Análise qualitativa do resultado da filtragem das imagens com textura. . . .	72
Figura 39 – Aplicação da combinação do método RL com os filtros de ruído na imagem LEEM GaAsFringe.	74
Figura 40 – Aplicação da combinação do método RL com os filtros de ruído na imagem LEEM MoviewGa.	75
Figura 41 – Aplicação da combinação do método RL com os filtros de ruído na imagem LEEM PbCu.	76
Figura 42 – Aplicação da combinação do método RL com os filtros de ruído na imagem LEEM Graphene.	77
Figura 43 – Aplicação da combinação do método RL com os filtros de ruído na imagem LEEM NiAl ₂	78
Figura 44 – Aplicação da combinação do método RL com os filtros de ruído na imagem LEEM Nell_Z.	79
Figura 45 – Exemplo imagens LEEM.	82
Figura 46 – Aplicação da combinação do método Wiener com os filtros de ruído na imagem LEEM GaAsFringe.	94
Figura 47 – Aplicação da combinação do método CLSF com os filtros de ruído na imagem LEEM GaAsFringe.	95
Figura 48 – Aplicação da combinação do método Wiener com os filtros de ruído na imagem LEEM MoviewGa.	96
Figura 49 – Aplicação da combinação do método CLSF com os filtros de ruído na imagem LEEM MoviewGa.	97
Figura 50 – Aplicação da combinação do método Wiener com os filtros de ruído na imagem LEEM PbCu.	98
Figura 51 – Aplicação da combinação do método CLSF com os filtros de ruído na imagem LEEM PbCu.	99
Figura 52 – Aplicação da combinação do método Wiener com os filtros de ruído na imagem LEEM Graphene.	100
Figura 53 – Aplicação da combinação do método CLSF com os filtros de ruído na imagem LEEM Graphene.	101
Figura 54 – Aplicação da combinação do método Wiener com os filtros de ruído na imagem LEEM NiAl ₂	102
Figura 55 – Aplicação da combinação do método CLSF com os filtros de ruído na imagem LEEM NiAl ₂	103

Figura 56 – Aplicação da combinação do método Wiener com os filtros de ruído na imagem LEEM Neel_Z.	104
Figura 57 – Aplicação da combinação do método CLSF com os filtros de ruído na imagem LEEM Neel_Z.	105

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Fitting dos histogramas dos vídeos LEEM	56
Tabela 2 – Valores de PSNR (dB) após a aplicação dos métodos de filtragem nas imagens sintéticas (Somente Ruído).	61
Tabela 3 – Melhores parâmetros de filtragem.	62
Tabela 4 – SSIM das imagens degradadas.	64
Tabela 5 – Análise da combinação de métodos de redução de borramento e ruído.	64
Tabela 6 – Análise da combinação de métodos de redução de borramento e ruído (Parâmetros)	67
Tabela 7 – Ganho relativo a utilização do MSB.	70
Tabela 8 – Resultados quantitativos dos métodos de filtragem de ruído em imagens com texturas.	71
Tabela 9 – Teste de usuário - utilização dos métodos de remoção de ruídos	80
Tabela 10 – Teste de usuário detalhado	81

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABF		Adaptive Bilateral Filter
AIC		Akaike Information Criterion
BF		Bilateral Filter
BIC		Bayesian Information Criterion
BIQI		Blind Image Quality Index
BM3D	...	Block-Matching and 3-D Filtering
BRISQUE		Blind/Referenceless Image Spatial QUality Evaluator
CLSF		Constrained Least Squares Filtering
GOF		Goodness-of-Fit
LBP		Local Binary Patterns
LBP-TOP	.	(Local Binary Patterns on Three Orthogonal Planes
LEED		Low Energy Electron Diffraction
LEEM		Low Energy Electron Microscopy
MEM		Mirror Electron Microscopy
MSB		Most Significant Bits
MSE		Mean Squared Error
MSSIM	..	Mean Structural Similarity Index
NIQE		Natural Image Quality Evaluator
NLM		Non-Local Means
NR-IQA	..	No-Reference Image Quality Assessment
PDF		Probability Density Function
PEEM		Photoemission Electron Microscopy
PSF		Point Spread Function
PSNR		Peak Signal-to-Noise Ratio
RL		Richardson–Lucy
SEM		Scanning Electron Microscopy
SNR		Signal-to-Noise Ratio
SPLEEM	.	Spin-Polarized Low Energy Electron Microscopy
SSIM		Structural Similarity Index
TV		Total Variation
UIQI		Universal Image Quality Index

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	Contexto e Motivação	1
1.2	Hipóteses	2
1.3	Objetivos	2
1.4	Contribuições	3
1.4.1	Contribuição Geral	3
1.4.2	Contribuições Específicas	3
1.4.3	Reprodutibilidade	4
1.5	Organização da Dissertação	4
2	INTRODUÇÃO À MICROSCOPIA ELETRÔNICA PARA ANÁLISE DE SUPERFÍCIES	5
2.1	Microscopia Ótica	5
2.2	Microscopia Eletrônica de Varredura	6
2.3	Difração de Elétrons de Baixa Energia	8
2.4	Microscopia Eletrônica de Baixa Energia	10
2.4.1	Estrutura do microscópio	11
2.4.2	Processo de imageamento	13
2.4.3	Outras técnicas de análise de superfícies	14
3	TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS PARA MICROS- COPIA	17
3.1	Processo de degradação e restauração de imagens digitais	18
3.2	Análise das imagens LEEM	20
3.2.1	Ruídos	20
3.2.2	Função de Espalhamento de Ponto	20
3.3	Remoção de ruídos em imagens	21
3.3.1	Filtragem clássica	22
3.3.2	Total Variation	22
3.3.3	Bilateral Filter	23
3.3.4	Adaptive Bilateral Filter	25
3.3.5	Non-Local Means	26
3.3.6	Block-Matching and 3-D Filtering	28

3.4	Redução de borrimento em imagens	31
3.4.1	Filtro de Wiener	31
3.4.2	Filtro mínimos quadráticos com restrição	32
3.4.3	Richardson–Lucy	33
4	MÉTODO PROPOSTO	35
4.1	Embasamento Teórico	35
4.1.1	NLM3D	36
4.1.2	LBP	36
4.1.3	LBP-TOP	38
4.1.4	MSB	39
4.1.5	NLM-LBP	40
4.2	Técnicas Propostas	41
4.2.1	NLM3D-LBP-MSB	41
4.2.2	NLM3D-LBP-Adaptive	43
5	METODOLOGIA	45
5.1	Materiais	45
5.2	Métodos	46
5.2.1	Análise das imagens LEEM	46
5.2.1.1	Análise histograma	47
5.2.1.2	Distribution Fitting	48
5.2.1.3	Estimativa do PSF	48
5.2.2	Combinações - métodos de Filtragem e redução de borrimento	49
5.2.3	Métodos de Filtragem propostos e a combinação com métodos de redução de borrimento	50
5.3	Forma de Avaliação	50
5.3.1	Peak Signal-to-Noise Ratio	50
5.3.2	Structural Similarity	51
6	RESULTADOS	53
6.1	Experimento 1 - Análise das características dos vídeos LEEM	53
6.1.1	Análise de Histograma	54
6.1.2	Distribution Fitting	55
6.1.3	Função de Espalhamento de Ponto	55
6.1.4	Imagens artificiais	57
6.2	Experimento 2 - Filtragem do ruído	58
6.2.1	Filtragem do ruído das imagens artificiais	59
6.2.2	Análise dos melhores parâmetros	62

6.3	Experimento 3 - Redução de borramento e iragem das imagens sintéticas	63
6.3.1	Remoção do borramento e iragem do ruído das imagens artificiais	63
6.3.2	Análise dos melhores parâmetros	64
6.4	Experimento 4 - Testes de iragem de imagens com texturas e pequenos detalhes	66
6.4.1	Imagens sintéticas	67
6.4.2	Análise de parâmetros	68
6.4.3	Impacto da utilização do MSB	69
6.4.4	Avaliação quantitativa	70
6.4.5	Avaliação Qualitativa	72
6.5	Experimento 5 - Aplicação das melhores combinações de algoritmos em imagens LEEM	73
6.6	Experimento 6 - Análise qualitativa	80
7	CONCLUSÃO	83
7.1	Publicações	84
7.2	Trabalhos Futuros	85
REFERÊNCIAS		87
APÊNDICE A	COMBINAÇÃO DOS MÉTODOS WIENER E CLSF COM OS MÉTODOS DE REMOÇÃO DE RUÍDO . .	93

INTRODUÇÃO

1.1 Contexto e Motivação

Ciência de superfícies é uma área importante da física de matéria condensada. O seu foco é o estudo de fenômenos físicos que ocorrem na interface entre duas fases, incluindo interfaces sólido-líquido, sólido-gás, sólido-vácuo e líquido-gás. É também uma área estreitamente relacionada a temas como metalurgia, ciência de materiais, física de semicondutores, catalisadores e física de vácuos, de grande relevância econômica.

A Microscopia Eletrônica de Baixa Energia, do inglês Low Energy Electron Microscopy (LEEM), é uma poderosa modalidade de microscopia para estudo de superfícies. LEEM tem um papel destacado na área em função de sua capacidade única em revelar fenômenos de superfície no formato de vídeos em tempo real, com grande precisão espacial do fenômeno sob observação (ALTMAN, 2010; BAUER, 1994). O conhecimento obtido da LEEM é essencial para o entendimento da física, química e fricção das superfícies, que são propriedades críticas dos dispositivos de armazenamento de alta densidade e velocidade, comumente usados no dia a dia e também em ambientes mais áridos, como satélites e naves espaciais.

Porém, a investigação e visualização das estruturas em vídeos geradas pela técnica LEEM requer uma segmentação precisa, não apenas de um único quadro, mas de sequência de imagens presentes em um vídeo gerados pela técnica. E para obter-se uma segmentação precisa é necessário o pré-processamento para eliminar fontes de ruído, algumas desconhecidas, presentes nos vídeos.

As tentativas de uso de software ou aplicativos genéricos de processamento de imagens para este fim revelaram-se um fracasso. Em muitos casos, devido à generalidade das soluções existentes. Até o presente momento, nenhuma pesquisa no campo de restauração ou segmentação de imagens LEEM é conhecida e, em sua maioria, pesquisadores da área apelam para soluções codificadas por eles próprios. Muitas destas iniciativas são pouco satisfatórias e incapazes de

prover alguma melhora significativa.

O microscópio LEEM é fabricado comercialmente por poucas empresas, além de ser customizado pelos próprios pesquisadores que o utilizam. Muitas vezes, tais equipamentos são desenvolvidos inteiramente por eles. A inserção de novos tipos de lentes, a utilização de diferentes tipos de elétrons, a utilização de novos sensores de captura, entre outros fatores, dificultam a utilização e criação de algoritmos de restauração. Por exemplo, mudanças de componentes do equipamento podem influenciar no nível, ou mesmo alterar o tipo de degradação encontrada e, conseqüentemente, prejudicar o processo de restauração.

1.2 Hipóteses

Conforme citado, imagens LEEM possuem diversas peculiaridades devido ao processo de imageamento. Além disso, devido a customizações realizadas pelos especialistas, novos ruídos ou diferentes degradações podem surgir. Devido a dificuldade de criação de técnicas de restauração específicas para cada equipamento este trabalho de mestrado levanta duas hipóteses:

- A combinação de técnicas de filtragem e redução de borramento existentes e não específicas a nenhum equipamento, podem ser utilizadas para realçar detalhes importantes enquanto ao mesmo tempo em que elimina ruídos das imagens. Através disso, a análise das imagens pelos especialistas pode ser realizada com menos dificuldades;
- Devido a possibilidade de imagear estruturas pequenas, a utilização de técnicas de filtragem clássicas podem remover estruturas importantes. Técnicas de filtragem não locais mostraram-se efetivas ao manter estruturas importantes, como bordas. Porém, removem texturas e estruturas pequenas demasiadamente. Acredita-se que a união de técnicas de filtrações não locais com descritores de texturas pode melhorar significativamente o resultado da filtragem, ao mesmo tempo em que preserva detalhes importantes. Como resultado, tem-se uma contribuição para o campo de filtragem de imagens de microscopia eletrônica.

1.3 Objetivos

Este trabalho de mestrado teve dois objetivos específicos:

1. Analisar as características das degradações presentes nas imagens geradas pela técnica LEEM em diferentes equipamentos e analisar a qualidade de restauração de métodos já existentes através da combinação de métodos de filtragem e redução de borramento;
2. Desenvolver novas técnicas de filtragem que possam ao mesmo tempo manter estruturas pequenas e remover ruído.

1.4 Contribuições

Acreditamos que este trabalho traz contribuições não apenas para a comunidade LEEM, bem como colabora para a área de processamento de sinais, ao propor uma nova abordagem para a filtragem de vídeos e imagens.

1.4.1 Contribuição Geral

As imagens geradas por LEEM são suscetíveis a ruídos e outros fatores provenientes do processo físico de aquisição. Tais fatores podem afetar diretamente as análises realizadas pelos especialistas da área. A Figura 1 ilustra algumas imagens extraídas dos vídeos utilizados neste trabalho, onde é possível observar o alto nível de ruído presente. Entender como estas imagens são obtidas e, conseqüentemente, como estes problemas acontecem foi um passo importante para definir as estratégias e técnicas de visão computacional mais adequadas (eliminação de ruído com preservação de contorno, deconvolução, segmentação, etc). Fez-se necessário entender os fundamentos do processo de microscopia eletrônica de baixa energia e alguns conceitos da física de superfícies. A partir destes conceitos foi possível identificar as diversas formas de degradação e propor conjuntos de combinações de algoritmos de filtragem e redução de borramento.

Figura 1 – Imagens de estruturas de superfícies de vídeos: (a) ondulações se propagando ao redor das gotículas de Gálio; (b) Gotículas de Gálio em deslocamento; (c) e (d) exemplos diversos ilustrando o nível de ruído nas imagens a serem tratadas neste projeto.

Fonte: Imagens cedidas pelo professor Dr. Wen-Xin Tang.

1.4.2 Contribuições Específicas

Pelo seu carácter interdisciplinar, as contribuições deste trabalho de mestrado podem ser divididas em:

- Microscopia LEEM: Criar e analisar diferentes combinações de técnicas existentes de filtragem e redução de borrimento, a fim de melhorar a qualidade das imagens/vídeos LEEM. Portanto, com vídeos de melhor qualidade, os especialistas da área podem, então, fazer uma análise com uma maior precisão. Além disso, futuras aplicações de técnicas de segmentação podem ser beneficiadas com imagens de melhor qualidade.
- Computação: Os algoritmos não locais possuem bons resultados para filtrações de ruídos em imagens. Porém, estruturas pequenas e texturas são removidas. Outra contribuição deste trabalho foi desenvolver uma nova técnica de filtragem de vídeos e imagens 3D que possuam estruturas pequenas e texturas, modificando o algoritmo Non-Local Means através do descritor de texturas LBP-TOP.

1.4.3 Reprodutibilidade

Os testes de análise de ruído, comparações e combinações dos métodos, entre outros testes foram realizados com MATLAB. Para fim de reprodutibilidade, as scripts e códigos utilizados estão disponíveis em um repositório Git pelo link <https://github.com/welintonandrey/leem_image_restoration-MSc-scr>. A técnica proposta de filtragem está disponível em outro repositório Git disponível pelo link <https://github.com/welintonandrey/3d_denoising>.

1.5 Organização da Dissertação

O restante desta dissertação está estruturado da seguinte maneira:

- No Capítulo 2 serão apresentados os conceitos teóricos básicos sobre as técnicas de microscopia eletrônica para o estudo de superfícies, com ênfase em LEEM.
- No Capítulo 3 será apresentada a revisão bibliográfica das técnicas de remoção de ruído e borrimento de imagens.
- No Capítulo 4 será apresentado o método de filtragem proposto.
- O Capítulo 5 descreve a metodologia adotada neste trabalho e como foram realizadas as análises quantitativas e qualitativas neste trabalho.
- No Capítulo 6 são apresentados os resultados do trabalho.
- Finalmente, no Capítulo 7 são apresentadas as conclusões, assim como os trabalhos futuros.

INTRODUÇÃO À MICROSCOPIA ELETRÔNICA PARA ANÁLISE DE SUPERFÍCIES

Este capítulo visa introduzir o conceito da microscopia tradicional citando o seu funcionamento e suas limitações, assim como os microscópios eletrônicos que evoluíram a partir deste, cada qual com sua especificidade. Por fim, serão introduzidas as principais técnicas de microscopia eletrônica atualmente utilizadas para análise de superfícies e suas interfaces, em especial a Microscopia Eletrônica de Baixa Energia, cujas imagens/videos resultantes são principal foco deste trabalho.

2.1 Microscopia Ótica

A microscopia é uma técnica que tem como objetivo tornar visível o que para o olho humano é muito pequeno, permitindo um estudo mais detalhado daquilo que é observado. A ideia básica é utilizar um conjunto de lentes onde se passa a luz proveniente da amostra ou objeto a ser observado, criando uma representação ampliada dos mesmos e possibilitando sua análise (PONTI, 2008). O primeiro uso de um microscópio foi realizado em meados de 1660 d.C. (BIGNAMI, 2000). Posteriormente, diversas evoluções e aprimoramentos foram sendo desenvolvidos, desde o estudo de diversos tipos de lentes até o desenvolvimento de outras categorias de microscopia.

O microscópio ótico conta com um sistema de iluminação que incide sobre a amostra ou objeto de interesse, sendo que este objeto em questão é colocado sobre uma superfície de vidro, apropriada para este fim, posicionando-o sobre uma plataforma (PONTI, 2008). A luz então passa através do material e atinge um sistema de lentes denominadas de objetivas, que é um conjunto de lentes que apresenta pequena distância focal e que fornece uma imagem real e

aumentada do objeto que é observado. Após passar pela lente objetiva, a luz então passa através da lente ocular, que funciona como uma lupa e nos dá uma imagem virtual e aumentada da imagem real que se formou em pela objetiva. As lentes objetiva e a ocular são dispostas nas extremidades de um cilindro oco, constituindo a coluna do microscópio, sendo que esta coluna possui a capacidade de se aproximar ou afastar da amostra para que seja possível um ajuste na focalização do objeto.

Os microscópios ópticos são limitados a um aumento máximo de 2000 vezes, neste tipo de equipamento detalhes menores são imperceptíveis. Como tentativa para aumentar a resolução pode-se então utilizar diferentes tipos de radiações com comprimentos de onda menores que a luz visível como fonte de iluminação (DEDAVID; GOMES; MACHADO, 2007). Diversas outras técnicas de microscopias foram desenvolvidas para variados propósitos, como a microscopia de fluorescência, que utiliza diversos tipos de materiais fluorescentes para destacar em uma amostra determinados elementos, tais como proteínas, lipídios, etc.

Devido a limitação da taxa de aumento dos microscópios óticos surgiu-se a necessidade de encontrar novas formas de imageamento para elementos ainda não visíveis. A utilização de elétrons no lugar dos fótons foi capaz de superar esse limite de resolução, surgindo assim os microscópios eletrônicos de varredura, cujos modelos existentes atualmente são capazes de aumentar uma imagem em até 300.000 vezes.

2.2 Microscopia Eletrônica de Varredura

A técnica de Microscopia Eletrônica de Varredura, do inglês Scanning Electron Microscopy (SEM) utiliza um feixe de elétrons no lugar dos fótons utilizados no microscópio óptico convencional. Isso permite solucionar o problema de resolução relacionado com a fonte de luz branca. Sob uma tensão grande (50kV), são emitidos elétrons de comprimento de onda extremamente curto ($0,005 \text{ \AA}^1$), sendo assim, possuem poder de resolução potencialmente alto. Além disto, através de campos eletromagnéticos e eletrostáticos, os elétrons podem ser focalizados, o que é uma característica essencial a um microscópio de alta resolução (DEDAVID; GOMES; MACHADO, 2007).

O SEM é considerado um dos equipamentos mais versáteis disponíveis para observação das características de objetos sólidos, em função de sua alta resolução. Esta pode variar entre 2 a 5 nanômetros, para microscópios comerciais, podendo atingir 1 nanômetro para microscópios de pesquisa avançada (NAGATANI; SAITO, 1987 apud DEDAVID; GOMES; MACHADO, 2007).

A geração do feixe de elétrons utilizado no microscópio é realizada, normalmente, por um filamento de tungstênio aquecido (aproximadamente 2500°), operando em uma faixa de tensão de 1 a 50kV. Este aquecimento produz elétrons que, tipicamente, tem uma energia que varia de 0,2keV a 40keV. A emissão do feixe é realizada ponto a ponto na amostra, em linhas sucessivas,

¹ $1\text{ \AA} = 0,1\text{nm}$.

seguindo uma malha retangular, sendo focalizado por uma série de três lentes eletromagnéticas. O esquema de um SEM pode ser visto na Figura 2.

Figura 2 – Microscópio Eletrônico de Varredura

Fonte: LFF-IF-USP (2013).

A interação do feixe de elétrons na amostra provém diferentes sinais que apresentam características individuais. Dentre os sinais emitidos pela amostra, os mais utilizados são os elétrons secundários e os elétrons retro-espalhados.

Os elétrons secundários são resultantes da interação do feixe eletrônico com o material da amostra. Estes elétrons possuem baixa energia, abaixo de 50eV, e através deles é possível formar imagens com alta resolução. Devido a estes elétrons emergirem das proximidades da superfície da amostra, eles possibilitam uma visualização da topografia da amostra, com elevada profundidade.

Os elétrons retro-espalhados possuem energia que pode variar de 50eV até o mesmo potencial dos elétrons primários. Os elétrons que possuem energia próxima aos elétrons primários são aqueles que sofreram espalhamento elástico e, portanto, provêm informações superficiais da amostra.

Há outros sinais que são gerados pela interação do feixe de elétrons e a amostra: elétrons transmitidos, absorvidos e Auger. Além destes, em determinados materiais da amostra, como isolantes e semicondutores bombardeados pelo feixe, geram fótons de grande comprimento de onda (ultravioleta e luz visível).

Resolução

A tensão de aceleração dos elétrons, a corrente da sonda (quanto maior a corrente, maior o diâmetro do feixe) e a distância de trabalho (distância entre a amostra e a lente objetiva) são

parâmetros decisivos para a resolução das imagens geradas.

A distância do trabalho é o parâmetro que mais influencia na resolução: quanto menor a distância de trabalho, maior será a resolução das imagens. Porém, quanto maior a distância, maior será a profundidade de campo obtida.

O feixe de elétrons possui um diâmetro de poucos nanômetros. Porém, mesmo sendo pequeno não evita que o feixe se espalhe dentro da amostra. Sendo assim, o sinal recebido pode vir de diferentes áreas além do diâmetro do feixe. Portanto, não será possível observar detalhes da amostra menores que o diâmetro do feixe emitido.

Como citado anteriormente, os elétrons secundários e os retro-espalhados são responsáveis pelas principais informações sobre a amostra. Os elétrons secundários são mais difíceis de serem capturados e são os que geram melhor resolução. Já os elétrons retro-espalhados possuem informações da superfície da amostra. A energia destes elétrons são próximas ao feixe incidente, fazendo com que a resolução seja maior à medida que a tensão enfraquece. Porém, a quantidade de elétrons retro-espalhados será menor conforme a tensão diminui (DEDAVID; GOMES; MACHADO, 2007).

O peso atômico influencia a penetração dos elétrons do feixe primário: quanto maior o peso atômico, menor o poder de penetração. Sendo assim, Dedavid, Gomes e Machado (2007) concluem que a melhor configuração para se obter uma boa resolução é através dos dados oriundos dos elétrons secundários em materiais com pesos atômicos elevados.

Tanto a microscopia ótica quanto a microscopia eletrônica de varredura foram, e ainda são, de grande importância para diversas áreas como biologia, odontologia, farmácia, engenharia, química, metalurgia, física, medicina e geologia (DEDAVID; GOMES; MACHADO, 2007). Devido a diversas particularidades, outras técnicas de microscopia foram sendo desenvolvidas. Neste trabalho o foco principal é a análise e tratamento das imagens geradas pela microscopia eletrônica de baixa energia, técnica essa desenvolvida para análise de superfícies. Esta teve sua origem a partir do potencial de imageamento da técnica de Difração de Elétrons de Baixa Energia, descrito na seção seguinte.

2.3 Difração de Elétrons de Baixa Energia

Dentre as diversas técnicas de análise de superfícies a Difração de Elétrons de Baixa Energia, do inglês Low Energy Electron Diffraction (LEED) é a técnica mais utilizada na determinação estrutural, em escala atômica, de superfícies (CASTILHO et al., 2005).

O processo consiste em emitir elétrons na faixa de 20 a 1000 eV sobre a amostra, que penetram cerca de 5 a 10 Å. Assim, como na SEM, estes elétrons sofrem espalhamento e são refletidos. Por meio destes é possível obter informações da superfícies da amostra (CASTILHO et al., 2005).

Através da emissão dos elétrons na faixa de energia anteriormente citada, o seu comprimento de onda fica na ordem de 0.1 nm, mesma ordem de grandeza do espaçamento inter-atômico (HELD, 2010). Com esse comprimento de onda, é possível atingir, em condições ideais, uma resolução próxima a 0.01 Å (CASTILHO et al., 2005).

O feixe de elétrons deve ser emitido em uma câmara, mantendo um vácuo na faixa de 10^{-10} Torr, direcionando-o para incidir sobre a superfície da amostra. Os elétrons então sofrem espalhamento, sendo que os elétrons utilizados nesta técnica são os retro-espelhados, ou seja, aqueles que após o espalhamento possuem energia igual àquela dos elétrons do feixe incidente.

Castilho et al. (2005) cita que em uma amostra, os elétrons retro-espelhados pelas primeiras camadas da amostra se agrupam em conjuntos de feixes difratados, formando um padrão de difração, padrão esse que ao colidir com uma tela fluorescente pode ser analisado. A Figura 3 contém um exemplo simplificado do funcionamento deste equipamento.

Figura 3 – Esquema típico do aparato experimental LEED.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Pode-se dividir o aparato experimental em quatro componentes: canhão de elétrons, goniômetro, detector e a câmara de ultra-alto-vácuo.

O canhão de elétrons é formado por um filamento de tungstênio aquecido, acelerando os elétrons por um diferencial de potencial entre o canhão e a amostra. O feixe de elétrons gerado possui energia entre 0 e 1000eV, sendo que seu diâmetro é da ordem de 1 a 3 mm (CASTILHO et al., 2005).

O goniômetro é responsável pela sustentação e pela manipulação da amostra. Por trabalhar em condições de ultra-alto-vácuo, sua complexidade eletrônica e mecânica é alta. Outro

ponto importante acoplado a este componente é um sistema que possui a capacidade de aquecer e resfriar uma amostra, essencial para análise das amostras em diferentes condições (CASTILHO et al., 2005).

O detector é o dispositivo de coleta dos elétrons retro-espalhados, constituído por uma tela fluorescente e por um conjunto de quatro grades hemisféricas e concêntricas, normalmente contendo um furo no centro, onde o canhão de elétrons é inserido, que pode ser observado na Figura 3. A primeira grade (mais próxima da amostra) é aterrada a fim de permitir uma região livre de campo elétrico entre a amostra e a grade. Um potencial negativo é aplicado à segunda e à terceira grade, chamadas redes supressoras que possuem a função de repelir todos os elétrons que não sofreram retro-espalhamento. Isso significa que passam por estas grades somente os elétrons que possuírem o mesmo potencial do feixe primário. A quarta grade é aterrada para reduzir os efeitos de penetração do campo elétrico das grades supressoras sobre a região seguinte. A última região é composta por uma tela fluorescente, aplicando um potencial de aproximadamente 6kV, com o intuito de acelerar os elétrons que passaram pelas grades supressoras, permitindo uma visualização mais nítida (HELD, 2010).

Todos os componentes citados anteriormente são dispostos em uma câmara de ultra-alto-vácuo, que opera em pressões da ordem de 10^{-10} a 10^{-11} Torr. Baseado na distribuição espacial dos feixes difratados e a variação de duas intensidades e a energia do feixe incidente, é possível obter informações sobre o arranjo estrutural dos átomos na superfície da amostra. Um observador verá um conjunto de pontos brilhantes, sendo que a este conjunto de pontos dá-se o nome de padrão de difração LEED.

Castilho et al. (2005) cita que em LEED não é possível, a partir de um padrão como a Figura 4, determinar as posições atômicas na cela unitárias e nem obter as distâncias interplanares entre os planos da amostra. Estas, e outras informações podem ser obtidas através de análises de variação das intensidades do feixe incidente juntamente com um especialista da área.

Ao contrário da técnica LEED, que descreve a estrutura atômica de superfícies, a Microscopia Eletrônica de Baixa Energia objetiva o imageamento das interações que acontecem na superfície de uma amostra entre interfaces. Esta técnica, que é o principal foco deste trabalho, será descrita na próxima seção.

2.4 Microscopia Eletrônica de Baixa Energia

A Microscopia Eletrônica de Baixa Energia, do inglês Low Energy Electron Microscopy (LEEM), é uma técnica analítica da ciência de superfícies inventada por Ernst Bauer em 1962, embora, não totalmente estabelecida até o ano de 1985 (BAUER, 2014). LEEM é uma técnica empregada por cientistas de superfície para imagear anatomicamente superfícies, interações superfície-átomo e filmes bastante finos de cristais (BAUER, 1998; ALTMAN, 2010).

Figura 4 – Padrão LEED para um filme de óxido de estanho crescido sobre Ag(100) após aquecimento a 850 K.

Fonte: [Castilho et al. \(2005\)](#).

LEEM tem a capacidade de gerar imagens de um grande campo de visão em formato de vídeos, tornando-se uma técnica ideal para o estudo da dinâmica de superfícies e de interfaces. A técnica é facilmente combinada in situ com o aquecimento da amostra, doseadores de gás, e fontes de evaporação, de modo que o crescimento e formação de interface pode ser seguido em tempo real ([TROMP, 1994](#)). Além disso, esta técnica é considerada mais complexa devido a necessidade de um separador magnético, cujo objetivo é separar o feixe de elétrons emitido em direção a amostra e o feixe refletido ([BAUER, 2014](#)).

A Figura 5 ilustra o microscópio LEEM desenvolvido pelo pesquisador Dr. Wen-Xin Tang, da Universidade de Monash (Austrália), e colaborador neste projeto cedendo grande parte das imagens utilizadas. Para melhor se compreender o processo de formação de uma imagem LEEM, apresenta-se na Figura 6 o esquema da seção transversal deste.

2.4.1 Estrutura do microscópio

A configuração típica de um LEEM consiste em:

- Canhão de elétrons: usado para gerar elétrons por meio de reação térmica (normalmente de um filamento de tungstênio). Na reação térmica, elétrons são emitidos por aquecimento resistivo e por uma aplicação de um campo elétrico. Assim, atinge a energia necessária para que os elétrons escapem da superfície. Uma vez atingida a energia necessária, os elétrons então podem viajar (no vácuo) em direção as lentes que são aterradas e com isso são direcionados para a amostra.
- Lentes do condensador: usada para concentrar os elétrons que saem do canhão de elétrons e manipular o feixe. Normalmente é utilizado um conjunto de quatro lentes magnéticas,

Figura 5 – Microscópio LEEM e suas partes constituintes, incluindo as fontes de Gálio, dispositivos de geração de imagem e mecanismo de refrigeração.

Fonte: Jesson e Tang (2010).

Figura 6 – Diagrama do microscópio LEEM: a imagem é produzida a partir de uma amostra depositada em um cartucho Cartridge, amostra esta atingida por elétrons desacelerados (baixa energia). A geração se dá a partir de um canhão de elétrons (Electron Gun) de alta energia. A imagem representa um padrão de difração no plano da imagem, relacionado ao plano focal das lentes objetivas (Objective Lens)). O caminho do feixe de elétrons a partir do canhão, passando pela amostra até atingir a câmera CCD, é determinado por um prisma como defletor magnético, representado por um hexágono no centro da figura.

Fonte: Adaptada de Flege (2013).

mas este número depende da quantidade de resolução desejada. No entanto, a resolução final de LEEM é geralmente determinada pela lente objetiva.

- **Abertura de iluminação:** permite aos investigadores controlar a área do espécime que é iluminada/atingida. Situa-se no separador de feixe magnético do lado da iluminação.

- Defletor magnético ou separador de feixe magnético: Necessário para direcionar o feixe de elétrons, direcionando-o para a amostra, caso o feixe venha do canhão; ou direcionando-o para a captura, caso os elétrons sejam refletidos.
- Lente objetiva: utilizada para formar uma imagem “real” da amostra por meio de uma imagem virtual.
- Abertura de contraste: utilizada pelos investigadores para ajustar o feixe oriundo da lente objetiva, de modo a produzir uma imagem do padrão de difração e escolher a intensidade local desejada para a imagem. Esta abertura permite aos cientistas analisar diferentes intensidades dos padrões de difração a fim de que possam visualizar as estruturas desejadas.
- Lentes de transferência e lentes intermediárias: utilizadas para ampliar o padrão de imagem ou difração e projetá-lo sobre o sensor CCD ou sobre a tela fluorescente.
- Tela fluorescente ou sensor CCD: quando o equipamento é preparado para a técnica de Difração de Elétrons de Baixa Energia (LEED) utiliza-se uma tela fluorescente para visualizar os elétrons refletidos. O sensor CCD é utilizado para armazenar a imagem resultante do LEEM a modo de utilizar posteriormente.

2.4.2 Processo de imageamento

O processo de imageamento desta técnica inicia com elétrons de alta energia (15-10 keV) que são emitidos de um canhão de elétrons (electron gun), cujo foco é dado por um conjunto de condensadores óticos, e enviados através de fecho defletor magnético (normalmente posicionado a 60° ou 90°). Estes elétrons viajam através de um conjunto de lentes objetivas e iniciam um processo de desaceleração até atingirem baixa energia (1-100 eV) próximos à superfície da amostra, uma vez que a amostra é mantida com o mesmo potencial do canhão de elétrons. Tais elétrons de baixa energia passam a ser denominados sensíveis-a-superfície, e a profundidade relativa à superfície pode ser variada ao ajustar-se a energia dos elétrons incidentes, além de ser dependente do peso atômico do material, assim como os SEM. Os elétrons de baixa energia refletidos elasticamente (retro-espalhados) “viajam” novamente através das lentes do condensador, adquirindo a tensão elétrica que possuía no canhão, passando novamente pelo fecho defletor magnético (TROMP, 1994).

No entanto, neste momento os elétrons viajam na direção oposta ao condensador ótico e em direção às lentes do projetor. O imageamento do plano focal das lentes objetivas no plano do objeto das lentes do projetor produz um padrão de difração no plano da imagem (padrão semelhante ao LEED) (TROMP, 1994). Este padrão no plano da imagem pode, então, ser gravado de várias maneiras (sensor CCD, por exemplo).

Diversos fenômenos podem ser imageados em tempo real com os equipamentos LEEM. Tais fenômenos incluem (mas não estão limitados) a: tomografia, transições de fase, reação, o crescimento de película fina, gravura, alívio de tensão, sublimação, e microestrutura magnética. Estas investigações só são possíveis por causa da acessibilidade da amostra, permitindo uma grande variedade de estudos in situ através de uma vasta gama de temperaturas.

2.4.3 Outras técnicas de análise de superfícies

Além das técnicas SEM, LEED e LEEM, existem diversas outras técnicas utilizadas para o imageamento e análise de superfícies. Dentre estas técnicas destacam-se: Photoemission Electron Microscopy (PEEM), Mirror Electron Microscopy (MEM) e Spin-Polarized Low Energy Electron Microscopy (SPLEEM).

- Mirror Electron Microscopy: Durante a emissão dos elétrons, caso a energia do feixe seja reduzida aos poucos, em algum momento a energia da amostra estará a uma tensão ligeiramente mais negativa do que a do feixe de elétrons. Assim, o feixe não terá energia suficiente para encontrar ou até mesmo penetrar na amostra. Com isso, todo o feixe é refletido antes da superfície da amostra. Este modo de imageamento é denominado MEM (FIGUERA; MCCARTY, 2013). A importância desta técnica pode ser vista no trabalho do Dr. Wen-Xin Tang, que através dela descobriu um comportamento inédito de gotículas de Gálio durante a evaporação do Arseneto de Gálio, sendo o principal o movimento destas gotículas em somente uma direção. Algumas amostras dessa modalidade são ilustradas na Figura 7 (TERSOFF; JESSON; TANG, 2009).

Figura 7 – Gotículas de Gálio em movimento durante a evaporação do Arseneto de Gálio.

Fonte: Tersoff, Jesson e Tang (2009).

- Photoemission Electron Microscopy: Conforme Anders et al. (1999), em PEEM, após a exposição a radiação eletromagnética (fótons), os elétrons secundários são animados a partir da superfície e então fotografados. A modalidade PEEM foi desenvolvida pela primeira vez no início dos anos 1930, usando radiação ultravioleta (UV) para induzir fotoemissão de elétrons (secundários). Desde então, esta técnica tem evoluído substancialmente, sendo um de seus desdobramentos mais importantes a radiação de raios-x de baixa energia. Essa aplicação permite a cientistas recuperar o contraste magnético de superfícies topográficas.

Nos estudos realizados por [Anders et al. \(1999\)](#), a resolução máxima atingida foi de 1 nm. Porém, se for considerada a média das resoluções de vários experimentos a resolução desta modalidade pode ser considerada de 20nm. A Figura 8 mostra um exemplo de imagens PEEM.

Figura 8 – Exemplo de imagens PEEM.

Fonte: Adaptado do vídeo cedido pelo professor Dr. Wen-Xin Tang.

- **Spin-Polarized Low Energy Electron Microscopy:** É uma variação da técnica LEEM que faz uso de elétrons com polarização rotacionada ² para gerar uma imagem real da estrutura em superfícies no domínio magnético. Ao invés de uma fonte de elétrons não polarizados, em SPLEEM utiliza-se uma fonte de elétrons com polarização rotacionada, além dos mecanismos de contraste de imagem que estão disponíveis no LEEM. As interações são dependentes da rotação do canhão de elétrons com os elétrons presentes na amostra, gerando assim um mecanismo de contraste que permite imagens de propriedades magnéticas e outros fenômenos como LEEM ([N'DIAYE; QUESADA, 2012](#)). Em termos de desempenho, as limitações de resolução espacial de SPLEEM são comparáveis aos de LEEM onde rotineiramente obtém-se uma resolução da ordem de 10nm. As imagens SPLEEM são derivadas de duas imagens LEEM adquiridas com polarizações opostas do canhão de imageamento. Para cada pixel r_i da imagem SPLEEM, imageado através do canhão de elétrons com energia E , calcula-se a assimetria A a partir das intensidades $I_{\uparrow}(E; r_i)$ e $I_{\downarrow}(E; r_i)$ capturadas através das imagens LEEM de acordo com a equação 2.1. A assimetria do sinal, pixel-a-pixel, é representada como uma imagem em nível de cinza ([N'DIAYE; QUESADA, 2012](#)). A Figura 9 ilustra exemplos de imagens SPLEEM, sendo as duas primeiras capturadas com a técnica LEEM utilizando elétrons spin-up e spin-down, respectivamente. A terceira imagem é a combinação das duas primeiras e resulta da aplicação da Equação 2.1.

$$A(E; r_i) = \frac{I_{\uparrow}(E; r_i) - I_{\downarrow}(E; r_i)}{I_{\uparrow}(E; r_i) + I_{\downarrow}(E; r_i)}. \quad (2.1)$$

Neste trabalho todas as imagens utilizadas serão baseadas em LEEM e em suas variações (MEM, PEEM e SPLEEM). Normalmente, um único equipamento desenvolvido pode gerar

² Tradução literal de spin-polarized electrons. É o grau em que a rotação, isto é, o momento angular intrínseco de partículas elementares que está alinhada em uma dada direção.

Figura 9 – Exemplo de imagens SPLEEM.

Fonte: Adaptado do vídeo cedido pelo professor Dr. Gong Chen.

imagens de todas essas modalidades, apenas alterando a forma de emissão dos elétrons ou a forma final de captura. Doravante, neste texto, qualquer citação à “imagem LEEM”, poderá designar qualquer uma das modalidades variantes acima citadas.

TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS PARA MICROSCOPIA

Genericamente, o termo processamento de imagens refere-se a uma forma de processamento de sinais em que a entrada corresponde a uma imagem, sendo a saída ou uma imagem modificada ou ainda um conjunto de características ou parâmetros dela extraído ([GONZALEZ; WOODS, 2006](#)). Por se tratar de um tema bastante amplo, com vasta quantidade de rotinas, o processamento de imagens é normalmente dividido em etapas, cada qual dedicada à manipulação da imagem de acordo com o nível de complexidade envolvido, segundo a introdução de “agentes inteligentes” no processo. Portanto, uma taxonomia bastante utilizada nesta área das ciências é a divisão dos métodos de processamento em níveis: baixo, médio e alto.

Baixo nível: Tarefas de baixo nível dizem normalmente respeito ao pré-processamento. Esta etapa é composta de métodos capazes de melhorar a qualidade das imagens, suprimindo distorções indesejadas e/ou realçando características importantes para o processamento posterior. Tarefas de baixo nível em imagens são (a) transformações geométricas; (b) transformações de brilho ou histograma; (c) métodos que utilizam a vizinhança local de um dado pixel para filtrar, suavizar ou realçar certos detalhes de uma imagem e (d) restauração.

Médio nível: Operações de nível médio são normalmente associadas à segmentação e representação. Existem na literatura inúmeros métodos para segmentação de imagens sendo os principais baseados na análise de histograma, forma, cor e textura. Não obstante, existem outras categorias de métodos de segmentação baseados, por exemplo, em modelos originados da física como os Campos Aleatórios de Markov ([ROCHE et al., 2011](#)). Já a representação relaciona-se às características ou parâmetros que podem ser computados a partir de uma imagem e que, na forma de um vetor de características ou descritores, podem ser utilizados como elementos para discriminar uma imagem ou um conjunto delas.

Alto nível: As operações de alto nível, por outro lado, utilizam os descritores de imagem para

fins de classificação e/ou agrupamento, o que normalmente envolve alguma forma de treinamento ou processos de aprendizagem ([BRUNO et al., 2008](#); [SANTOS; NETO, 2007](#)).

A grande quantidade de ruído existente nas imagens LEEM são provenientes de diversas fontes. Com base nas imagens coletadas, é possível perceber que, quanto menor o diâmetro do feixe de elétrons (emitido pelo canhão de elétrons) maior será o nível de ruído. Além disso, se o diâmetro do feixe for muito grande, estruturas pequenas deixam de ser capturadas e o nível de borrramento das estruturas visíveis aumenta. As lentes magnéticas tendem a corrigir falhas de nitidez. Porém, é difícil ajustar perfeitamente todas elas. Consequentemente, algum desfoque, por menor que seja sempre estará presente. Como qualquer sensor de captura de imagens, após um grande tempo de utilização, elétrons são acumulados neste, provocando o ruído térmico. Devido a todos estes fatores, além de outros não citados, a utilização de métodos de restauração de imagens pode ajudar a melhorar a qualidade das imagens sem que haja a necessidade de se fazer modificações no equipamento manualmente.

No caso específico das imagens LEEM, há um grande número de tarefas a serem realizadas em baixo nível, visto que há ruídos e artefatos a serem eliminados. Ao mesmo tempo, há estruturas de baixo contraste a serem realçadas. Esse é um problema de difícil solução, pois a redução de ruídos e artefatos tende a diminuir a variância da imagem. Essa alteração na variância pode também remover estruturas importantes de baixo contraste, impedindo a identificação de objetos relevantes nos vídeos. Assim, uma filtragem espacial simples, como por exemplo um filtro Gaussiano, pode não ser suficiente e nem adequado para resolver o problema. A suavização com preservação de bordas ([GOYAL; BIJALWAN; CHOWDHURY, 2012](#)) é importante para permitir uma posterior segmentação dos objetos desejados precisa das estruturas LEEM estudadas (automaticamente e/ou manualmente através de especialistas). Portanto, é importante a utilização de algoritmos que tenham como principal característica a preservação de borda e de objetos pequenos. Além disso, quanto melhor o pré-processamento, melhor serão os resultados dos algoritmos subsequentes de maior nível ([PONTI, 2010](#)) e, também, em análises manuais.

As seções subsequentes descrevem o processo de degradação das imagens digitais e as técnicas de processamento de imagens utilizadas neste trabalho.

3.1 Processo de degradação e restauração de imagens digitais

Diversos processos visam melhorar a qualidade de uma imagem como transformações de intensidades e aguçamentos. Porém estes processos são subjetivos, ou seja, são aplicados sem o conhecimento acerca das fontes responsáveis pela degradação da imagem. Já o processo de restauração busca melhorar a qualidade de uma imagem de forma objetiva. A restauração busca recuperar a imagem com base no conhecimento a priori do fenômeno de degradação, ou

seja, busca se orientar na definição da degradação e com isto realizar o processo inversos para reconstruir a imagem original, ou a que seja mais próxima desta.

O processo de degradação em geral é definido como uma função de degradação $h(x; y)$ que juntamente com um ruído aditivo $h(x; y)$ atua sobre a imagem de entrada e produz uma imagem degradada $g(x; y)$. Em restauração, através de algum conhecimento sobre a função de degradação h e sobre o ruído aditivo h , pretende-se obter uma estimativa da imagem original, dada como $\hat{f}(x; y)$. Em geral, quanto mais se sabe de h e de h , mais próxima a imagem estimada será da original (GONZALEZ; WOODS, 2006). A Figura 10 exemplifica este processo.

Figura 10 – Processo de aquisição e restauração de imagem

Fonte: Elaborada pelo autor.

O modelo de degradação da imagem no domínio espacial é definido como:

$$g(x; y) = h(x; y) * f(x; y) + h(x; y); \quad (3.1)$$

onde $*$ indica convolução.

Como a convolução no domínio espacial é análoga à multiplicação no domínio da frequência, a Equação 3.1 pode ser escrita da seguinte maneira:

$$G(u; v) = H(u; v)F(u; v) + N(u; v); \quad (3.2)$$

onde as letras maiúsculas representam as transformadas de Fourier dos termos correspondentes.

Como citado anteriormente, o processo de restauração de uma imagem é realizado através do conhecimento da função de degradação e do ruído presente na imagem. Como estes processos são normalmente independentes, eles são tratados separadamente. Porém, antes da escolha dos métodos a serem utilizados, faz-se necessário a estimativa do modelo de ruído e da função de degradação.

3.2 Análise das imagens LEEM

Antes de qualquer aplicação de técnicas de filtragem ou deconvolução é preciso conhecer o(s) tipo(s) de ruído(s) presente(s) na imagem e também sua função de degradação, ou função de espalhamento de ponto, do inglês Point Spread Function (PSF). Como na literatura não foi encontrada nenhuma forma de análise similar para imagens LEEM, nas subseções seguintes serão descritos os experimentos realizados para estimar/detectar o tipo de ruído presente nas imagens LEEM e também a PSF proveniente do microscópio utilizado para a aquisição.

3.2.1 Ruídos

Os ruídos em imagens normalmente são processos aditivos e aleatórios que ocorrem devidos a diversas fontes. A principal fonte de ruídos é proveniente da aquisição e/ou transmissão das imagens (GONZALEZ; WOODS, 2006). Na aquisição, são dois os fenômenos físicos responsáveis pela geração de ruídos aleatórios durante o processo: a natureza discreta da luz (que está relacionada à contagem dos fótons) e agitação térmica (geração aleatória dos elétrons dentro do sensor quando a temperatura aumenta) responsável pelo ruído térmico (AGUERREBERE et al., 2012). Além destes dois fenômenos físicos, tem-se o ruído de quantização, o ruído de transmissão, entre outros.

Antes de realizar a filtragem de uma imagem é necessário saber qual(is) o(s) tipo(s) de ruído(s) presente(s). Para isto existem diversas maneiras de identificar qual a distribuição estatística melhor define o ruído. A forma mais utilizada e também a mais simples é a análise de histograma. Através de uma pequena região homogênea da imagem é possível analisar o comportamento dos valores de intensidade no componente do ruído. Estatisticamente, estas intensidades podem ser consideradas variáveis aleatórias, caracterizadas por uma função densidade de probabilidade, do inglês Probability Density Function (PDF) (GONZALEZ; WOODS, 2006). Diversas PDFs são conhecidas, por exemplo: Gaussiana, Rayleigh, Erlang, Impulsiva ou Bipolar, entre outras. Nas Seção 6.1.1 são apresentados a análise dos histogramas das imagens LEEM.

Uma forma estatística, e complementar à análise de histograma, para descobrir qual o tipo de ruído afeta a imagem é por meio da extração de pixels de regiões homogêneas e aplicação métodos de Goodness-of-Fit (GOF). Através de métodos GOF é possível verificar, a partir de uma lista de distribuições conhecidas, qual delas melhor representam os dados analisados. A Seção 6.1.2 apresenta os métodos de GOF utilizados nesse trabalho e os resultados obtidos.

3.2.2 Função de Espalhamento de Ponto

O fenômeno de degradação h , também conhecido como função de espalhamento de ponto (PSF), é uma das formas mais comuns de degradação. Este tipo de espalhamento é produzido de diversas formas: vibração da câmera durante a captação da imagem, movimento da câmera ou do alvo durante a captação, problemas no foco, entre outros. O termo espalhamento deve-se ao

fato de o sistema de captação provocar um espalhamento em cada ponto de luz que o atravessa (GONZALEZ; WOODS, 2006), sendo o grau de espalhamento determinado pela qualidade do sensor ótico.

Algumas PSFs são conhecidas como, por exemplo, o Motion Blur, que borra a imagem em uma única direção devido ao movimento da câmera ou do objeto e o Atmospheric Turbulence Blur, que é causado pela turbulência na atmosfera alterando o índice de refração do ar e, com isto, prejudicando a captação da imagem (WEN; LEE, 2002). Porém, neste trabalho a PSF não é conhecida, e estimá-la foi necessário. Existem três modos de estimar uma PSF: Estimativa por observação, estimativa por experimentação e estimativa por modelamento (GONZALEZ; WOODS, 2006). Na Seção 6.1.3 será apresentado como a PSF foi estimada neste trabalho.

A partir do conhecimento do modelo de ruído, pode-se realizar a eliminação dos mesmos. As principais técnicas de supressão de ruídos Gaussiano/Normal serão apresentadas nas subseções a seguir. Devido a pequena taxa da PSF estimada e do baixo nível de borramento visível observado nas imagens, métodos clássicos de deconvolução foram escolhidos para compor o pipeline de técnicas, em função da fácil implementação e seu baixo custo computacional.

3.3 Remoção de ruídos em imagens

As técnicas de filtragem são, normalmente, desenvolvidas ignorando outros meios de degradação em uma imagem. Sendo assim, grande partes destas técnicas partem do princípio de que uma imagem degradada contém somente o sinal original e o ruído, representado pelas equações 3.3 e 3.4.

$$g(x;y) = f(x;y) + h(x;y); \quad (3.3)$$

no domínio da frequência pode ser reescrita como:

$$G(u;v) = F(u;v) + N(u;v); \quad (3.4)$$

Como os termos de ruídos são desconhecidos, não é possível subtrair h de g . Em ruídos periódicos, é possível fazer uma estimativa de N através do espectro de G , e então subtraí-lo. Porém, esta estratégia funciona somente neste tipo de ruído (GONZALEZ; WOODS, 2006).

A escolha correta dos métodos de filtragem de ruídos, com base no conhecimento da distribuição deste, leva a uma melhor qualidade no resultado final. Neste trabalho, baseado nas análises da Seção 6.1.2, tem-se o conhecimento que as imagens LEEM são afetadas principalmente por ruídos Normais (Gaussianos). Portanto as técnicas posteriores de filtragem de ruídos são limitadas a este tipo de ruído.

3.3.1 Filtragem clássica

Dentre os filtros clássicos existentes destacam-se: Gaussiano, Média, Média Geométrica, Média Harmônica e Média Contra Harmônica. Estes filtros suavizam uma imagem reduzindo sua variância. Porém, tendem, ao suavizar, eliminar muitas informações importantes, principalmente bordas.

Outros filtros muito utilizados são os filtros não-lineares ou de estatísticas de ordem, cuja filtragem é obtida ordenando um certo conjunto de pixels presentes em uma janela, substituindo o valor do pixel central da janela por um determinado resultado da classificação. Dentre os mais conhecidos estão: o filtro de Mínimo (utiliza o menor valor coberto pelo filtro), Máximo (utiliza o maior valor coberto pelo filtro), Ponto Médio (utiliza a média do menor e do maior valor coberto pelo filtro) e o da Mediana (como o próprio nome diz utiliza o valor mediano dos pixels cobertos pelo filtro), sendo este último capaz de reduzir o ruído impulsivo enquanto mantém informações de bordas.

3.3.2 Total Variation

A técnica de Total Variation (TV) é uma abordagem para a redução de ruídos desenvolvida de forma a preservar as bordas presentes na imagem. Esta técnica foi idealizada por [Rudin, Osher e Fatemi \(1992\)](#), e baseia-se no princípio de que os sinais com detalhes excessivos possivelmente tem alta variação total, isto é, a integral do gradiente absoluto do sinal é alta. De acordo com este princípio, reduzindo a variação total do sinal, o sinal estimado será semelhante ao original, além de remover detalhes indesejados e preservar detalhes importantes, tais como bordas.

Esta técnica de remoção de ruído tem vantagens sobre as técnicas simples, tais como as técnicas clássicas de filtragem lineares ou as técnicas de filtragem de estatísticas de ordem, que reduzem o ruído mas ao mesmo tempo suavizam as bordas. Por outro lado, TV é eficaz em preservar simultaneamente bordas enquanto realiza a suavização do ruído em regiões planas, mesmo em baixos valores de relação sinal-ruído (do inglês, Signal-to-Noise Ratio (SNR)).

Ao contrário de um filtro passa-baixa convencional, TV é definido em termos de um problema de otimização onde a filtragem é obtida através da minimização (por exemplo Primal-Dual) de uma função de custo em particular. [Rudin, Osher e Fatemi \(1992\)](#) utilizam um termo de regularização do algoritmo baseado na norma L1 ao invés da norma L2 que fora utilizada no algoritmo Tikhonov-Miller, sendo a função de minimização resumida da seguinte forma:

$$\min_x ||-\| + l ||x - f||; \quad (3.5)$$

onde x é a imagem filtrada, f é a imagem observada e l é o coeficiente de regularização.

O parâmetro de regularização (l) desempenha um papel crítico no processo de redução

do ruído. Quando $\lambda = 0$, não há suavização e a imagem de saída é idêntica a imagem de entrada. Com $\lambda \rightarrow \infty$, entretanto, o termo desempenha um papel cada vez mais forte, fazendo com que a variação total seja cada vez menor, a ponto da imagem perder detalhes importantes e distanciar-se da imagem original. Portanto, a escolha correta do parâmetro é fundamental para alcançar a quantidade certa de remoção do ruído sem perder detalhes importantes.

A variação total é usada não apenas para a filtragem, mas para outros problemas de restauração de sinal, incluindo: deconvolução, interpolação, inpainting, entre outros. Em microscopia, esta técnica é amplamente utilizada em restauração de imagens médicas, microscopia ótica e microscopia eletrônica de varredura (OUARTI; SAUVET; RÉGNIER, 2012; GOLDS-TEIN; OSHER, 2009; LI; QUE, 2011). Pela qualidade observada de restauração sobre outras modalidades de imagens e, dada a necessidade de preservação de preservação de bordas, esta técnica mostra-se um poderoso filtro para imagens LEEM.

Detalhes de como é realizada a minimização ou quais os parâmetros corretos a serem utilizados não serão explorados neste trabalho. Para maiores detalhes recomenda-se a leitura do trabalho original e a leitura do trabalho de Agarwal (2003), que descreve a técnica, bem como o processo de estimação do valor de λ .

3.3.3 Bilateral Filter

Bilateral Filter (BF) ou filtro bilateral é uma técnica para suavizar imagens preservando bordas. Essa técnica teve origem em 1995, com o trabalho de Aurich e Weule em filtros gaussianos não-lineares. Posteriormente, foi “redescoberto” por Smith e Brady, como parte do framework SUSAN, e somente no trabalho de Tomasi e Manduchi (1998) consagrou-se o nome atual (PARIS et al., 2009). Esta técnica tem sido utilizado em vários contextos, tais como a suavização, edição de textura, estimativa de fluxo ótico, entre outros (PARIS et al., 2009). O filtro bilateral tem várias qualidades que justificam o seu sucesso:

- Sua formulação é simples: cada pixel é substituído por uma média ponderada de seus vizinhos. Este é um importante aspecto que confere simplicidade de implementação, além de permitir fácil adaptação às necessidades específicas da aplicação. Além disso, torna mais previsível o seu comportamento.
- Ele depende apenas dois parâmetros: o tamanho do filtro e o contraste que pondera o quanto uma imagem será filtrada.

O filtro bilateral também é definido como uma média ponderada de pixels vizinhos, de uma maneira muito semelhante à convolução Gaussiana. A diferença é que o filtro bilateral leva em conta a diferença de valor com os vizinhos para preservar bordas durante a filtragem. A ideia-chave do filtro bilateral é que, para um pixel influenciar outro pixel, ambos devem não só ocupar um local na vizinhança, mas também ter um valor semelhante.

Paris et al. (2009) descreve o filtro bilateral pela seguinte equação:

$$BF[I]_p = \frac{1}{W_p} \hat{A} \sum_{q \in S} G_{s_s}(\|p - q\|) G_{s_r}(|I_p - I_q|) I_q; \quad (3.6)$$

onde W_p é um fator de normalização que garante que a soma dos pesos seja igual a 1.0:

$$W_p = \sum_{q \in S} G_{s_s}(\|p - q\|) G_{s_r}(|I_p - I_q|); \quad (3.7)$$

onde $\| : \|$ é a norma L_2 (distância euclidiana) e $| : |$ é o valor absoluto.

A equação 3.6 é uma média ponderada normalizada onde G_{s_s} é uma ponderação gaussiana espacial, que diminui a influência de pixels distantes e G_{s_r} é uma gaussiana que diminui a influência de pixels I_q quando seus valores de intensidade diferem de I_p . A Figura 11 ilustra a utilização do filtro bilateral. É possível observar uma grande quantidade de textura é filtrada, porém há grande preservação das bordas.

Figura 11 – O filtro bilateral converte qualquer imagem de entrada (a) para uma versão suavizada (b). Ele remove texturas, ruídos e detalhes finos, mas preserva grandes quantidades de bordas sem afetar o foco

(a) Imagem de entrada

(b) Imagem de saída

Fonte: Elaborada pelo autor.

O filtro bilateral é controlado por dois parâmetros: s_r e s_s . Conforme o valor de s_r aumenta, o filtro bilateral gradualmente se aproxima da convolução Gaussiana-2D. Isto porque a curva da função gaussiana “alarga-se e achata-se”, ou seja, é praticamente constante ao longo do intervalo da intensidade da imagem. O parâmetro s_s indica o valor da filtragem, ou tamanho do filtro. Quanto maior o valor de s_s , maior será a filtragem.

Em imagens de microscopia eletrônica, o filtro bilateral foi utilizado por Jiang et al. (2003) para filtrar e reconstruir imagens biológicas capturadas por um microscópio eletrônico de varredura. Devido aos bons resultados e sua capacidade de preservação de bordas, este filtro mostra-se uma promissora técnica para a filtragem das imagens LEEM.

3.3.4 Adaptive Bilateral Filter

A técnica Adaptive Bilateral Filter (ABF) retém a forma geral de um filtro bilateral, mas contém duas modificações importantes. Em primeiro lugar, introduz um deslocamento para a faixa do filtro denominado z (ver equação 3.9). Em segundo lugar, ambos z e a largura da faixa de filtro s_r , são localmente adaptativos. Se $z = 0$ e s_r forem valores fixos, o filtro ABF funcionará como um filtro bilateral convencional. Além disso, para o filtro de domínio, o filtro ABF utiliza uma função gaussiana com o valor de $s_d = 1:0$ fixo, ao contrário do filtro bilateral tradicional. A combinação de uma adaptação local por meio de z e s_r confere ao filtro bilateral a habilidade de suavizar, ao mesmo tempo em que aumenta a nitidez, aguçando uma imagem através do aumento da inclinação das arestas (ZHANG; ALLEBACH, 2008).

Segundo Zhang e Allebach (2008) a operação de filtragem é dada por:

$$\hat{f}(m;n) = \hat{A} \hat{A} h(m;n;k;l); \quad (3.8)$$

onde $\hat{f}(m;n)$ é a imagem restaurada, $g(m;n)$ é a imagem degradada e $h(m;n;k;l)$ é a resposta em $(m;n)$ para um impulso em $(k;l)$.

E o filtro ABF é definido pela equação abaixo:

$$h(m_0;n_0;m;n) = \begin{cases} r_{m_0;n_0}^{-1} \exp \left[-\frac{(m-m_0)^2 + (n-n_0)^2}{2s_d^2} \right] \exp \left[-\frac{[g(m;n) - g(m_0;n_0) - z(m_0;n_0)]^2}{2s_r^2} \right]; & \text{se } (m;n) \in W_{m_0;n_0} \\ 0 & \text{caso contrário;} \end{cases} \quad (3.9)$$

onde $(m_0;n_0)$ é o centro da janela, $W_{m_0;n_0}$ é a janela $(2N+1) \times (2X+1)$ centrada no pixel $(m_0;n_0)$, e $r_{m_0;n_0}$ é definido como:

$$r_{m_0;n_0} = \frac{1}{\sum_{m=m_0-N}^{m_0+N} \sum_{n=n_0-N}^{n_0+N}} \exp \left[-\frac{(m-m_0)^2 + (n-n_0)^2}{2s_d^2} \right] \exp \left[-\frac{[g(m;n) - g(m_0;n_0) - z(m_0;n_0)]^2}{2s_r^2(m_0;n_0)} \right] \quad (3.10)$$

Como citado anteriormente, o deslocamento entre os valores possíveis do filtro (z) influencia diretamente na qualidade de filtragem e aguçamento. Zhang e Allebach (2008) realizaram um estudo variando os valores de z para identificar sua influência tanto na suavização quanto no aguçamento. Neste estudo os valores de z eram variados através de um delta (D) definido pelo valor do pixel a ser filtrado e a média da janela centrada neste pixel, sendo $D_{m_0;n_0} = g(m_0;n_0) - \overline{W_{m_0;n_0}}$, onde $\overline{W_{m_0;n_0}}$ é a média dos valores da janela.

Através do valor do delta, é possível definir quatro estados para o valor de z . São eles:

1. $z(m_0;n_0) = 0$: o filtro ABF tem comportamento igual ao filtro bilateral.
2. $z(m_0;n_0) = -D_{m_0;n_0}$: os valores do histograma tendem a se aproximar da média. O filtro ABF neste caso é um filtro de suavização.

3. $z(m_0; n_0) = D_{m_0; n_0}$: os valores do histograma se distanciam da média. O filtro neste caso é utilizado para aguçamento.
4. Na equação 3.11, os valores do histograma também se distanciam da média. Porém, tendem aos valores máximo e mínimo da janela. Com isto o aguçamento é “extremo”, gerando visíveis serrilhados nas bordas da imagem.

$$z(m_0; n_0) = \begin{cases} 8 & \\ \geq & \text{MAX}(W_{m_0; n_0}) - g(m_0; n_0); \text{ se } D_{m_0; n_0} > 0 \\ & \text{MIN}(W_{m_0; n_0}) - g(m_0; n_0); \text{ se } D_{m_0; n_0} < 0 \\ & 0 \text{ se } D_{m_0; n_0} = 0 \end{cases} \quad (3.11)$$

Através dos deslocamento em direções diferentes de z , a técnica pode ser adaptada para o objetivo desejado (suavização ou aguçamento). Porém Zhang e Allebach (2008) cita que se o intervalo do filtro é deslocado na direção errada, grandes erros irão ocorrer. São indicadas formas de otimizar a escolha dos valores de z e s_r . Estes detalhes não serão descritos nesta dissertação, levando em consideração que o filtro ABF neste contexto somente será utilizado para suavização. Este filtro será utilizado neste trabalho devido a sua capacidade de não criar artefatos nas bordas, melhorando assim a qualidade de nitidez das mesmas em comparação ao filtro Bilateral.

3.3.5 Non-Local Means

O algoritmo Non-Local Means (NLM) baseia-se na ideia de que as imagens possuem características espacialmente recorrentes, ou que se repetem em várias partes, sendo possível utilizar essa informação para realizar a filtragem, extrapolando os limites locais. O algoritmo basicamente realiza uma média ponderada de todos os pixels da imagem, ou de uma janela em questão, para estimar o valor de um pixel i (BUADES; COLL; MOREL, 2005).

A Figura 12 representa o esquema de funcionamento do algoritmo Non-Local Means. Nesta imagem é possível verificar que a região (patch) centrada no pixel p possui grande semelhança com as regiões centradas nos pixels $q1$ e $q2$. Esta semelhança é dada de acordo com a distância entre os patches em questão com os demais pixels da janela limitante. Porém, ele não possui semelhança com a região centrada no pixel $q3$. Sendo assim, o peso será maior nos pixels em que a vizinhança é semelhante, e menor nos pixels que contiverem uma vizinhança diferente.

Para a execução do algoritmo alguns parâmetros são necessários, sendo eles: tamanho da janela, tamanho do patch ou vizinhança e valor do parâmetro de filtragem ou fator de decaimento h . O tamanho da janela representa o limite de busca por pixels com vizinhança similares ao pixel em questão. Buades, Coll e Morel (2005) sugerem que o valor da janela seja 21×21 . O tamanho do patch representa a vizinhança do pixel em análise, sendo que o tamanho de sua vizinhança é igual ao dos outros pixels dentro da janela de busca. O tamanho da vizinhança sugerido é 7×7 . O fator de decaimento h representa o quanto uma imagem será filtrada, sendo que quanto menor

Figura 12 – Esquema do NL-Means.

Fonte: Buades, Coll e Morel (2005) © 2005 IEEE.

o valor de h , menor a filtragem. No entanto, quanto maior o valor, maior será a filtragem do ruído e também a perda de detalhes, como texturas.

Figura 13 – Exemplo da janela de busca e dos patches da vizinhança.

Fonte: Elaborada pelo autor.

A Figura 13 ilustra o uso da janela de busca e das vizinhanças. Em vermelho é destacada uma janela, com o pixel em questão centralizado. Nesta janela é feito o cálculo dos pesos de todos os pixels baseado na distância entre a vizinhança do pixel (retângulo em azul) em questão, com todas as vizinhanças de todos os outros pixels da janela, com vizinhanças do mesmo tamanho do pixel em questão.

O novo valor do pixel é calculado a partir da seguinte equação:

$$NL[v](i) = \hat{A} \sum_{j \in S} w(i; j) v(j); \quad (3.12)$$

onde $NL[v](i)$ representa o novo valor do pixel i , $w(i; j)$ representa os pesos relativos ao pixel $v(j)$, peso este definido pela semelhança das vizinhanças entre os pixels i e j . Os valores dos pesos são calculados a partir da seguinte equação:

$$w(i; j) = \frac{1}{Z(i)} e^{(-1) \frac{\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2}{h^2}}; \quad (3.13)$$

onde h é um fator de decaimento, $v(N_i)$ e $v(N_j)$ representam os vetores (patch) centrados nos pixels i e j . $Z(i)$ é um fator de normalização, definido pela equação:

$$Z(i; j) = \hat{A} e^{(-1) \frac{\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2}{h^2}}; \quad (3.14)$$

sendo que o termo $\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2$ é denominado distância Euclidiana quadrática ponderada, definida pela seguinte equação:

$$\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2 = \sum_{j=1}^k a_j (x_j; y_j)^2; \quad (3.15)$$

onde a_j é estimado usando um kernel Gaussiano bidimensional.

Um problema conhecido na equação 3.13 é que o pixel i tende a ter um peso excessivo quando o cálculo é feito com ele próprio (BUADES; COLL; MOREL, 2011). Para resolver esse problema, o peso é definido como o valor máximo da matriz de pesos calculada, excluindo a posição central (o pixel a ser filtrado), seguindo a seguinte equação:

$$w(i; i) = \max_{j \in S; j \neq i} [w(i; j)]; \quad (3.16)$$

Buades, Coll e Morel (2005) citam que o Non-Local Means é superior aos filtros Gaussiano-2D, Anisotropic e Total Variation através de testes que foram realizados utilizando ruídos aditivos brancos (Gaussiano com média zero). É importante salientar que a técnica Total Variation é amplamente utilizada para realizar filtragem em imagens de microscopia e imagens médicas. A expectativa é que as técnicas de filtragem não locais apresentem também um bom desempenho na filtragem de imagens LEEM.

3.3.6 Block-Matching and 3-D Filtering

O algoritmo Block-Matching and 3-D Filtering (BM3D) foi inspirado no mesmo princípio do NLM, que explora pequenos blocos da imagem com uma alta similaridade para realizar a

filtragem do ruído. Esta técnica, desenvolvida por [Dabov et al. \(2007\)](#) deu origem a um novo processo de filtragem denominado filtragem colaborativa.

O BM3D é resumido em duas etapas: estimativa básica e estimativa final. A primeira etapa é considerada um estágio de estimativa da imagem sem ruído através do hard thresholding. Já a segunda etapa, emprega a imagem resultante da estimativa inicial para realizar, com uma maior eficiência, o agrupamento dos patches. Além disso, utiliza também a estimativa inicial como entrada para o filtro de Wiener, que requer um sinal livre de ruído. O diagrama do processo é ilustrado na Figura 14.

Figura 14 – Diagrama BM3D.

Fonte: Adaptada de [Dabov et al. \(2007\)](#) © 2007 IEEE.

Nas duas etapas do algoritmo é realizada a filtragem colaborativa. Este é um procedimento de agrupamento e de filtragem, sendo realizado em quatro etapas: 1) encontrar os patches ou blocos similares em uma determinada janela da imagem e agrupá-los em um bloco 3D; 2) aplicar uma transformada linear 3D no grupo de patches; 3) aplicar o hard threshold (etapa 1) ou filtragem de Wiener (etapa 2); 4) aplicar a transformada 3D inversa no bloco 3D e realizar a agregação dos patches que se sobrepõem ([LEBRUN, 2012](#)).

No início da primeira etapa é realizado o block-matching. A busca é um processo análogo ao do algoritmo NLM: é definida uma janela de busca e o tamanho do patch ao redor do pixel de

referência (x_R) e o pixel de análise (x), seguida da procura por blocos semelhantes. Ao encontrar um bloco semelhante este é inserido em uma pilha (3D) de blocos que possuem uma semelhança limitada por um limiar (t^{ht}) que determina o limite para que os patches sejam considerados semelhantes, conforme a equação abaixo:

$$S_{x_R}^{ht} = \{x \in X : d(Z_{x_R}; Z_x) \leq t^{ht}\}; \quad (3.17)$$

onde $S_{x_R}^{ht}$ é o grupo de patches empilhados em ordem decrescente de similaridade do topo em direção aos demais elementos da pilha. A similaridade é medida através da distância euclidiana quadrada, como mostra a equação abaixo:

$$d(Z_{x_R}; Z_x) = \frac{\|\circ'(T_{2D}^{ht}(Z_{x_R})) - \circ'(T_{2D}^{ht}(Z_x))\|_2^2}{(N_1^{ht})^2}; \quad (3.18)$$

onde T_{2D}^{ht} é uma transformação linear 2D, sendo sugerida pelos autores a transformada wavelet biortogonal 1.5 (Bior1.5), aplicada a cada patch. $\circ'$ é definido como o hard thresholding, sendo aplicado nos coeficientes wavelets. N_1^{ht} é o tamanho do bloco utilizado. Os autores não aplicam a distância euclidiana quadrada diretamente nos patches analisados, pois verificaram que quando os patches possuem sobreposição estes são inseridos erroneamente no grupo de patches similares (DABOV et al., 2007).

Após o empilhamento dos patches, realiza-se a filtragem colaborativa. Esta filtragem se resume em aplicar uma transformada linear 3D no grupo ($S_{x_R}^{ht}$) e após isso realizar a transformada inversa. Por questão de praticidade, a transformada 3D é substituída por uma transformada wavelet 2D (Bior1.5) em cada patch do grupo e após isso é aplicada uma transformada 1D na terceira dimensão do grupo. Realizada a transformação linear, aplica-se o hard thresholding para atenuar o ruído. Por fim, uma transformada inversa é aplicada e os patches do grupo são então reposicionados na imagem. Por existir patches com sobreposição, a estimativa dos pixels é realizada pela média ponderada das estimativas (LEBRUN, 2012).

Na segunda etapa, a técnica de block-matching é utilizada novamente para agrupar os patches. Entretanto, o agrupamento é realizado a partir da estimativa básica gerada a partir da primeira etapa. Nesta etapa de agrupamento, são geradas duas pilhas de patches. A primeira pilha é gerada pelo block-matching da imagem resultante da estimativa básica e a segunda pilha pelo o agrupamento dos patches correspondentes na imagem ruidosa.

Assim como na primeira etapa, uma transformada 3D é aplicada aos grupos. Porém, a estimativa final é realizada aplicando o filtro de Wiener aos grupos de patches ruidosos. Como o filtro de Wiener visa minimizar o erro médio quadrático entre duas imagens, o grupo gerado pela primeira etapa é usado no processo de filtragem (DABOV et al., 2007).

Por fim, assim como na primeira etapa, após a filtragem é realizada uma transformada 3D inversa e os patches são reposicionados em seus locais de origem, aplicando a agregação para

estimar os valores dos pixels devido a sobreposição. Diversos testes com diferentes transformadas foram realizados pelos autores que não serão citados neste trabalho. Para mais detalhes consultar a referência original do método.

Este filtro possui resultados de filtragem surpreendentes para ruídos do tipo Gaussiano, além de bons resultados em diversas aplicações. Uma evolução desse filtro, o BM3D-SAPCA (DABOV et al., 2009) é considerado o estado da arte para a filtragem de imagens em escala de cinza. Porém, podem produzir artefatos oscilatórios “ringing artifacts” (KNAUS; ZWICKER, 2013) em algumas regiões de bordas da imagem, o que inviabiliza sua utilização neste trabalho. O filtro “original” (BM3D) proveu melhores resultados de filtragem das imagens LEEM.

3.4 Redução de borramento em imagens

Do mesmo modo que as técnicas de remoção de ruído ou filtragem tratam a imagem levando em consideração que a degradação presente é somente o ruído, as técnicas de remoção do borramento normalmente não consideram que a imagem possui ruído ou consideram que o nível do ruído é pequeno. Porém, quando a presença do ruído é alta, as técnicas de redução de borramento podem amplificar o ruído, uma explicação mais detalhada pode ser visto no trabalho de Ponti (2008, p. 25–31). Entretanto, as técnicas de redução de borramento podem realçar detalhes não antes visíveis, além de melhorar a nitidez de detalhes já antes visíveis como bordas, texturas e pequenos objetos.

Conhecendo a função de degradação ou tendo uma estimativa da mesma, é possível utilizar algumas técnicas de filtragem que buscam restaurar as imagens degradadas. A mais simples e pouco utilizada é a filtragem inversa, que busca dividir a imagem degradada pela PSF. Porém, devido a diversos fatores, como a presença de ruídos, esta filtragem muito frequentemente produz resultados insatisfatórios. Um dos filtros mais utilizados é o filtro de Wiener, que será explicado a seguir.

3.4.1 Filtro de Wiener

Ao contrário do filtro inverso, a filtragem de Wiener trabalha na restauração tanto com a função de degradação quanto com o ruído. Este filtro tem como objetivo encontrar uma estimativa $\hat{f}$ da imagem não corrompida f , de forma que o erro médio quadrático entre elas seja minimizado segundo a equação:

$$e^2 = E\{(f - \hat{f})^2\} \quad (3.19)$$

onde $E\{ \cdot \}$ é o valor esperado do argumento. Presumindo que a imagem e o ruído não são correlacionados, que um deles tenha média zero (GONZALEZ; WOODS, 2006), esta equação

pode ser escrita no domínio da frequência da seguinte forma:

$$\hat{F}(u;v) = \frac{1}{H(u;v) \frac{|H(u;v)|^2}{|H(u;v)|^2 + S_h(u;v) = S_f(u;v)}} G(u;v) \quad (3.20)$$

onde $|H(u;v)|^2$ é a multiplicação de $H^*(u;v)$ por $H(u;v)$, $H^*(u;v)$ é o complexo conjugado de $H(u;v)$, $S_h(u;v)$ é o espectro de potência do ruído ($|N(u;v)|^2$) e $S_f(u;v)$ é o espectro de potência da imagem não degradada ($|F(u;v)|^2$). Caso o ruído seja zero, o filtro de Wiener passa a ser o filtro Inverso.

Como na maioria das vezes não se conhece o espectro de potência da imagem não degradada, frequentemente é utilizada uma aproximação da Equação 3.20 na expressão:

$$\hat{F}(u;v) = \frac{1}{H(u;v) \frac{|H(u;v)|^2}{|H(u;v)|^2 + K}} G(u;v) \quad (3.21)$$

sendo K uma constante que é adicionada a todos os termos de $|H(u;v)|^2$. Esta aproximação somente é possível se o ruído presente for branco, situação em que o seu espectro é uma constante. Este processo deve ser feito iterativamente até encontrar um valor de K que leve a um bom resultado.

Como iterar o valor de K até encontrar um valor ótimo é um processo nem sempre viável, outra maneira de estimar os valores de $S_h(u;v)$ e $S_f(u;v)$ é utilizar a variância do ruído na imagem:

- $\hat{S}_h(u;v) = s_n^2$.
- $\hat{S}_f(u;v) = 1/N^2[G(u;v)G^*(u;v)] - s_n^2$.

O filtro de Wiener é um filtro clássico, com resultados satisfatórios em diversas áreas. Como neste trabalho o borramento da imagem é pequeno, tanto a utilização deste filtro quanto o filtro de Mínimos Quadráticos com Restrição, que será explicado na próxima seção, foram satisfatórios.

3.4.2 Filtro mínimos quadráticos com restrição

Em praticamente todos os filtros que removem o borramento, é necessário o conhecimento da PSF que afeta a imagem, com exceção do método de deconvolução cega. Este procura estimar a PSF com base na imagem, e não será discutido neste trabalho. Porém, além da PSF o filtro de Wiener necessita de dados adicionais que são difíceis de estimar: o espectro de potência do ruído e o espectro da imagem sem ruído.

O filtro de mínimos quadráticos com restrição (do inglês Constrained Least Squares Filtering (CLSF)) necessita apenas do conhecimento da PSF, da média e da variância da imagem.

Além de requerer menor conhecimento a priori da função de degradação, este filtro apresenta, para cada imagem que lhe é apresentado, o resultado ótimo (GONZALEZ; WOODS, 2006).

Um problema encontrado no filtro inverso é a sensibilidade da PSF com o ruído. No filtro CLSF é empregada a segunda derivada de uma imagem, utilizando assim um filtro laplaciano. A equação deste filtro pode ser escrita da seguinte forma:

$$\hat{F}(u;v) = \frac{H^*(u;v)}{|H(u;v)|^2 + \lambda |P(u;v)|^2} G(u;v); \quad (3.22)$$

onde λ é um parâmetro de regularização e $P(u;x)$ é a transformação para o domínio da frequência do laplaciano:

$$P(u;v) = \begin{bmatrix} 2 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

Além do filtro de Wiener e do filtro CLSF, existem diversos outros métodos utilizados para realizar a deconvolução das imagens a partir da PSF. Pode-se citar os métodos Blind Deconvolution, que altera a PSF a cada iteração a fim de estimar a imagem deconvolvida e a PSF ideal ao final do processo. Além deste método, outro muito utilizado é o Richardson–Lucy, que será explicado abaixo.

3.4.3 Richardson–Lucy

De acordo com Biggs e Andrews (1997) Richardson–Lucy (RL) é um algoritmo de deconvolução não linear e iterativo. Algoritmos iterativos são comuns na restauração/deconvolução de imagens de telescópios (como o Telescópio Espacial Hubble), tomografia médica e sensores de satélite. Por não ser linear, o método oferece uma restauração mais eficaz do que técnicas mais simples, tais como a filtragem inversa, e que muitas vezes falha na restauração com a presença de ruídos. Técnicas não lineares são úteis quando os dados são ruidosos ou incompletos, o que geralmente é o caso em aplicações práticas.

Por operarem sobre o resultado da iteração anterior, técnicas iterativas são normalmente lentas para convergir ao resultado final. Contudo apresentam melhores resultados em comparação com métodos lineares, exigindo maior complexidade computacional (BIGGS; ANDREWS, 1997). Richardson–Lucy não é uma exceção e é consideravelmente mais lento que os filtros de Wiener e CLSF citados anteriormente. Além disso, o algoritmo requer uma boa estimativa do processo através do qual a imagem é degradada. Portanto, o conhecimento da PSF é necessário para que a restauração seja realizada.

O algoritmo RL pode ser descrito sucintamente pela Equação 3.24.

$$\hat{f}(x;y)_{k+1} = \hat{f}(x;y)_k \cdot \frac{g(x;y)}{h(x;y) * \hat{f}(x;y)_k} \cdot y(\hat{f}(x;y)_k); \quad (3.24)$$

onde $\hat{f}(x;y)_k$ é a estimativa de $f(x;y)$ após k iterações, $\cdot$ indica o operador de correlação, $*$ indica o operador de convolução, e $y(\cdot)$ é a função de RL.

O procedimento descrito pela Equação 3.24 é inicialmente ajustado com $\hat{f}(x;y)_0 = g(x;y)$. Em outras palavras, o algoritmo é semeado utilizando como primeira estimativa a distribuição de entrada para que a saída seja calculada. A menos que a imagem esteja severamente degradada, a saída não é muito diferente em comparação a distribuição de entrada, contudo este simples procedimento converge bem (SOLOMON; BRECKON, 2011).

O algoritmo RL mantém duas propriedades entre a imagem distorcida e a imagem restaurada: conservação de energia e não negatividade. Manter a energia total é importante para diversas aplicações, tais como a astronomia e a microscopia eletrônica, onde a distorção não altera o número total de fótons ou elétrons detectados. Não negatividade é importante, pois a contagem de fótons ou de elétrons em qualquer pixel não pode ser negativo (BIGGS; ANDREWS, 1997).

MÉTODO PROPOSTO

Apesar dos grande avanços das técnicas de filtragem de ruídos através do surgimento das técnicas não locais, um dos maiores problemas ainda encontrados é a remoção de pequenas estruturas e texturas durante o processo de filtragem. Na área de filtragem de imagens, poucas técnicas existem, com destaque para o filtro NLM-LBP desenvolvido por [Khellah \(2013\)](#). Esta técnica utiliza o filtro Non-Local Means e modifica sua função de ponderação inserindo um parâmetro de ponderação proveniente do descritor de textura Local Binary Patterns (LBP) ([OJALA; PIETIKAINEN; HARWOOD, 1994](#)). Todavia, a aplicação deste filtro em vídeos e imagens 3D mostrou-se insatisfatório quanto existe a presença de grandes níveis de ruído. Este trabalho de mestrado propõe uma nova técnica de filtragem que utiliza a essência do método NLM-LBP, modificando a função de ponderação da versão 3D do algoritmo NLM. Além disso, propõe também uma versão adaptativa que apresentou bons resultados em imagens que possuem predomínio de regiões homogêneas (pouca textura).

Para entender o funcionamento do algoritmo é necessária a compreensão das técnicas NLM3D, LBP, (Local Binary Patterns on Three Orthogonal Planes (LBP-TOP) ([ZHAO; PIETIKAINEN, 2007](#)), Most Significant Bits (MSB) e NLM-LBP. Estas são descritas na seção 4.1. Os métodos propostos são apresentados na seção 4.2.

4.1 Embasamento Teórico

Vale recapitular que muitos dos dados LEEM são disponibilizados no formato de vídeo, o que estimulou o desenvolvimento de métodos de eliminação de ruído que pudessem explorar um conjunto de quadros, ao invés de tratar quadros individualmente. Primeiramente, é apresentada uma variação para vídeos do algoritmo NLM chamado NLM3D. Em seguida, apresenta-se o descritor de texturas LBP para imagens e uma de suas variantes para descrição de vídeos (LBP-TOP). A técnica de quantização Most Significant Bits (MSB) é também apresentada e foi utilizada para melhorar robustez do LBP-TOP ao ruído. Finalmente, é apresentado o filtro

NLM-LBP, uma variante do NLM, que utiliza o descritor LBP para melhorar a filtragem de imagens com textura, sendo esta a técnica base dos métodos propostos.

4.1.1 NLM 3D

O método NLM foi estendido para processar dados em 3D, mais precisamente vídeos, tendo em conta dois recursos extras (BUADES; COLL; MOREL, 2005). Em primeiro lugar, o pixel a ser suavizado, denotada por i na formulação 2D do NLM, contém uma terceira coordenada (temporal, no caso de vídeos). Em segundo lugar, a janela de pesquisa S_i tem um comprimento temporal definida por um parâmetro (s_t). Com isso em mente, a compreensão e implementação do método NLM para vídeos é bastante simples.

Neste trabalho — com o objetivo de aproveitar a informação espaço-temporal — é utilizada uma versão ligeiramente diferente do algoritmo NLM3D. Esta versão considera não só uma janela de pesquisa 3D, mas também uma vizinhança 3D ao calcular a semelhança entre dois pixels. Consequentemente, podemos adicionar um parâmetro extra p_t , que define a duração temporal (número de quadros) sobre a qual a vizinhança será expandida N_i e N_j , nos métodos propostos este parâmetro é do mesmo tamanho da janela de buscas. Entretanto, no método NLM3D, este parâmetro indica a quantidade de quadros que será utilizada temporalmente. A introdução de tais modificações requer uma máscara Gaussiana 3D para calcular a distância Euclidiana ponderada.

4.1.2 LBP

Local Binary Patterns (LBP) (OJALA; PIETIKAINEN; HARWOOD, 1994) é uma das abordagens mais bem sucedidas para descrever texturas. Dado o bom desempenho da proposta original, surgiram diversas variantes e melhorias do LBP (NANNI; LUMINI; BRAHNAM, 2012; OJALA; PIETIKÄINEN; MÄENPÄÄ, 2002). Esta seção apresenta a versão LBP de Ojala, Pietikäinen e Mäenpää (2002) utilizado em (KHELLAH, 2013) e nos algoritmos propostos. Ela considera os padrões uniformes e é invariante a mudanças na intensidade dos pixels, escala e rotação.

Na formulação do LBP, uma textura T^1 para um pixel g_c é a distribuição conjunta de g_c e uma vizinhança de tamanho P , dada pela equação abaixo:

$$T = t(g_c; g_0; \dots; g_{P-1}); \quad (4.1)$$

onde $g_0; \dots; g_{P-1}$ são o P vizinhos de g_c . Além disso, o arranjo espacial desta vizinhança é geralmente circular ou quadrada. Uma vizinhança circular é definida por amostragem de pontos P , igualmente espaçados em um círculo de raio R , que é centrada em g_c . Um exemplo dessa

¹ Conforme definido por Ojala, Pietikäinen e Mäenpää (2002). Em processamento de imagem tradicional não há nenhuma definição universal de textura

vizinhança é ilustrado na Figura 15a. Os pontos não localizados no centro de um pixel precisam ter seus valores interpolados (por exemplo, por uma interpolação bi-linear). Uma vizinhança quadrado é obtido de forma semelhante, onde os vizinhos P são igualmente espaçados ao longo de um quadrado de lado R, ilustrado na Figura 15b.

Figura 15 – Diferentes tipos de vizinhanças para raio $R = 1$ e $P = 8$.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Para alcançar invariância às mudanças de tons de cinza, o valor de g_c é subtraído de todos os seus vizinhos, segundo a equação:

$$T = t(g_c; g_0 - g_c; \dots; g_{P-1} - g_c); \quad (4.2)$$

Esta mudança não causa perda de informações. Além disso, $g_p - g_c$ ($p = 0; 1; \dots; P - 1$) são invariáveis a mudanças nos tons de cinza. No entanto, g_c e, conseqüentemente, a equação $g_p - g_c$ ($p = 0; 1; \dots; P - 1$) não são invariáveis a mudanças em tons de cinza. Visando superar este problema, duas aproximações (que implicam na perda de informações) são feitas. Em primeiro lugar, g_c e $g_p - g_c$ ($p = 0; 1; \dots; P - 1$) são considerados termos independentes. Em segundo lugar, o termo $t(g_c)$ é removido das definições de T por descrever a distribuição em tons de cinza dentro da imagem e não fornecer informação estrutural relevante. Estas aproximações são apresentados na equação abaixo:

$$\begin{aligned} T &\approx t(g_c) t(g_0 - g_c; \dots; g_{P-1} - g_c); \\ &\approx t(g_0 - g_c; \dots; g_{P-1} - g_c); \end{aligned} \quad (4.3)$$

Embora o operador de textura apresentado na equação 4.3 seja invariante a mudanças dos tons de cinza, ele não é invariante a escala. Para que isso ocorra, basta considerar os sinais das diferenças:

$$T \approx t(s(g_0 - g_c); \dots; s(g_{P-1} - g_c)); \quad (4.4)$$

onde a função sinal s é dada por:

$$s(x) = \begin{cases} 1; & \text{if } x \geq 0 \\ 0; & \text{if } x < 0; \end{cases} \quad (4.5)$$

Com a distribuição T definida por zeros e uns, é possível gerar a primeira versão do operador LBP segundo a equação:

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p; \quad (4.6)$$

Para tornar o operador invariante a rotação, um novo operador ($LBP_{P,R}^{ri}$) é definido através da realização de operações de deslocamentos circulares de bits em $LBP_{P,R}$. O novo operador é então definido como:

$$LBP_{P,R}^{ri} = \min\{ROR(LBP_{P,R}; i) \mid i = 0; \dots; P-1\}; \quad (4.7)$$

onde $ROR(l; m)$ é uma função que realiza l deslocamentos circulares de bits em m .

O operador $LBP_{P,R}^{ri}$ é invariante a mudanças em tons de cinza, mudanças na escala e rotação. No entanto, observou-se que a maior parte das possíveis transições $LBP_{P,R}^{ri}$ ocorrem muito esporadicamente. Destas, apenas oito transições são responsáveis por mais de 90 % das observações (PIETIKÄINEN; OJALA; XU, 2000). No entanto, os padrões mais comuns foram as que, quando considerados circularmente, exibiram duas transições de bit ou menos (0-1 ou 1-0). Estes padrões foram nomeados uniformes. Este conceito é ilustrado na Figura 16, onde os 8 possíveis padrões uniformes para uma vizinhança circular ($P = 8$ e $R = 1$) são apresentados.

Com o código LBP computado para cada pixel, podemos finalmente calcular o descritor de textura LBP: um histograma em que cada padrão uniforme tem o seu próprio bin e os padrões não uniformes são todos mapeados para um único bin extra. O histograma pode ser calculado para toda a imagem, ou para as células da imagem. Neste último, histogramas de todas as células são concatenados para gerar o vetor de característica final.

4.1.3 LBP-TOP

O descritor de texturas LBP-TOP (ZHAO; PIETIKÄINEN, 2007) é uma extensão do descritor LBP para a representação de vídeos. Ao considerar o vídeo como uma função $f(x; y; t)$ – com x e y representando uma posição espacial 2D e t a coordenada temporal – um descritor 2D LBP é calculado para cada plano XY, XT e YT dentro do vídeo. Em seguida, três histogramas são computados, uma para cada conjunto de planos (XY, XT e YT). O descritor final é obtido pela concatenação dos três histogramas. Este processo é mostrado na Figura 17. Assim como na versão 2D LBP, os histogramas não são computados para todo o vídeo. Nos métodos propostos,

Figura 16 – Todos os possíveis padrões uniformes para um bairro circular de $R = 1$ e $P = 8$. Os padrões 0 e 8 não tem nenhuma transição, enquanto o resto dos padrões possuem duas transições.

Fonte: Adaptada de [Ojala, Pietikäinen e Mäenpää \(2002\)](#).

durante o processo de filtragem é definida uma vizinhança entorno do pixel a ser filtrado. Utiliza-se esta mesma janela para calcular o histograma do vídeo LBP a ser utilizado, portanto a cada pixels a ser filtrado será gerado um histograma relativo a sua vizinhança e comparado aos histogramas de todos os pixels presentes na janela de busca do NLM. Uma explicação mais detalhada será apresentada na Seção 4.2.1.

4.1.4 MSB

A quantização por bits mais significativos – Most Significant Bits (MSB) – tem várias aplicações em processamento de imagem e vídeo. Por exemplo, [Ponti, Nazaré e Thumé \(2016\)](#) empregam MSB para reduzir a quantidade de cores em imagens coloridas e, como consequência, reduzir a dimensionalidade dos recursos extraídos. Neste trabalho, usa-se a análise de imagem MSB para descartar os bits menos significativos de uma imagem, pois eles possuem uma maior probabilidade de serem afetados por ruídos.

A quantização MSB de um pixel com 8 bits pode ser definido como:

$$\hat{p} = p \wedge \neg(2^{8-n} - 1); \quad (4.8)$$

onde $\hat{p}$ é a saída (imagem quantizada), p é a imagem de entrada e n é o número dos bits de maior significância de p que estarão contidos em $\hat{p}$.

Como um exemplo, considere $p = 221$ (valor binário = 11011101) e $n = 5$. Computando $2^{8-n} - 1$ resulta em 7 (valor binário = 0000111). Então, com a inversão ($\neg$) de 7 é obtido o valor 248 (valor binário = 11111000). Finalmente, através da operação AND ($\wedge$) tem-se $\hat{p} = 216$

Figura 17 – Principais passos do descritor LBP-TOP.

Fonte: Elaborada pelo autor.

(valor binário = 11011000). Neste exemplo, os 5 bits mais significativos de p são armazenados em $\hat{p}$, enquanto os 3 bits menos significativos tornam-se zero.

4.1.5 NLM-LBP

[Khellah \(2013\)](#) desenvolveu uma variante do NLM denominada NLM-LBP. Esta técnica visa preservar texturas durante o processo de filtragem das imagens. Para realizar tal tarefa, este algoritmo utiliza o descritor de texturas LBP para alterar a função de pesos do NLM, segundo a equação:

$$w_m(i; j) = w_{NLM}(i; j) \times w_{LBP}(i; j); \quad (4.9)$$

onde $w_{NLM}(i; j)$ é a função de pesos original do NLM (equação 3.13) e $w_{LBP}(i; j)$ é a ponderação por ele realizada com base no descritor LBP na vizinhança do pixel a ser filtrado N_i e N_j . A nova matriz de pesos ($w(i; j)_{LBP}$) é, então, definida por:

$$w_{LBP}(i; j) = \frac{1}{Z(i)} e^{-\frac{D(H(L_i); H(L_j))}{h(S_i)}}; \quad (4.10)$$

onde $h(S_i)$ é o desvio padrão relativo aos pixels da janela de busca S_i ; L_i e L_j são, respectivamente, os códigos LBP das vizinhanças N_i e N_j ; $H(L_i)$ e $H(L_j)$ são os descritores LBP (histogramas)

de N_i e N_j ; $Z(i)$ é o fator de normalização e D é a distância Chi-square computada pela equação:

$$D(H(L_i); H(L_j)) = \sum_{n=1}^B \frac{(H(L_i)_n - H(L_j)_n)^2}{H(L_i)_n + H(L_j)_n}; \quad (4.11)$$

onde n representa o índice do bin do histograma e B é o tamanho do histograma.

Finalmente, é importante salientar que: a) $w_m(i; i)$ deve ser ajustada para evitar um peso excessivo, assim como na definição do NLM original (equação 3.16) e b) a matriz de pesos $w_m(i; j)$ deve ser normalizada, a fim de garantir que a soma de seus elementos seja 1 (um).

A qualidade de filtragem é afetada quando o nível de ruído na imagem é alto. Por isso, neste trabalho são propostas duas novas técnicas de filtragem que, além de utilizar o LBP, também empregam o MSB como um artifício para tornar o LBP mais robusto a ruídos.

4.2 Técnicas Propostas

Esta seção apresenta os dois métodos propostos: NLM3D-LBP-MSB e NLM3D-LBP-Adaptive (CONTATO et al., 2016). NLM3D-LBP-MSB estende NLM-LBP e é adequado para o processamento de vídeos. Além disso, ao contrário NLM-LBP, este método emprega um passo de quantização MSB para minimizar a influência de ruído na sua função de ponderação, mais especificamente no processo de cálculo do LBP. O segundo método, NLM3D-LBP-Adaptive, rotula cada pixel como sendo parte de uma região uniforme ou não uniforme baseado na quantidade de valores contidos no último bin do histograma LBP e a filtragem do pixel é finalmente realizada levando em conta o tipo de região que este se encontra. Para ambas as técnicas, foi utilizado o descritor LBP-TOP.

4.2.1 NLM3D-LBP-MSB

O algoritmo proposto, NLM3D-LBP-MSB, é dividido em duas fases: pré-processamento e filtragem do pixel. Pré-processamento começa com uma quantização MSB de cada quadro do vídeo. Esta quantização preserva os m bits mais significativos, onde m é um parâmetro do algoritmo. O vídeo MSB é, então, utilizado para computar o LBP-TOP nos planos ortogonais (XY, XT e YT), produzindo três novos vídeos: LBP_{XY} , LBP_{XT} e LBP_{YT} . Como será exibido na seção de resultados 6.4.3, realizar o cálculo do LBP sobre vídeos MSB, ao invés de fazê-lo sobre o vídeo original, produz melhores resultados de filtragem. O estágio de filtragem utiliza os três vídeos LBP-TOP gerados durante o pré-processamento para calcular a seguinte função de ponderação:

$$w_M(i; j) = w_{NLM3D}(i; j) \times w_{TOP}(i; j); \quad (4.12)$$

onde $w_{NLM3D}(i; j)$ é a matriz de pesos original do NLM3D e $w_{TOP}(i; j)$ é a função para calcular a matriz de pesos estendida da equação 4.10 para vídeos, definida por:

$$w_{TOP}(i; j) = \frac{1}{Z(i)} e^{-\frac{D(H(L_i^{TOP}); H(L_j^{TOP}))}{h(S_i)}}; \quad (4.13)$$

onde $h(S_i)$ é o desvio padrão relativo aos pixels da janela de busca S_i (no vídeo MSB); L_i^{TOP} e L_j^{TOP} são, respectivamente, os códigos LBP-TOP das vizinhanças dos pixels i e j ; $H(L_i^{TOP})$ e $H(L_j^{TOP})$ são os descritores LBP-TOP (histogramas) de L_i^{TOP} e L_j^{TOP} ; $Z(i)$ é o fator de normalização e D é a distância Chi-square, dada pela equação 4.11. Como citado anteriormente, para o cálculo da distância D são utilizados histogramas calculados através dos vídeos LBP-TOP. Para cada pixel a ser filtrado é gerado um histograma, computado através da vizinhança cúbica do mesmo. A distância Chi-square é calculada entre este histograma e o histograma de todos os pixels presentes na janela de busca do NLM3D.

Deste ponto em diante, o algoritmo proposto é similar ao NLM3D: emprega w_M como a matriz de pesos para a filtragem dos valores de pixels do vídeo original, e não o vídeo MSB. O diagrama da Figura 18 ilustra o processo de filtragem:

Figura 18 – Diagrama NLM3D-LBP-MSB

Fonte: Elaborada pelo autor.

4.2.2 NLM3D-LBP-Adaptive

O método NLM3D-LBP-MSB emprega um descritor LBP-TOP para calcular a matriz de pesos NLM3D. No entanto, para regiões sem textura ou regiões homogêneas e com altos níveis de ruído branco Gaussiano, o descritor LBP tende a interpretar o ruído como textura. Como consequência, o algoritmo irá preservar essas regiões ruidosas. Para superar essa limitação, foi proposta uma versão adaptativa do método apresentado na seção anterior, nomeado NLM3D-LBP-Adaptive.

Esta versão adaptativa analisa a soma do último bin dos histogramas gerados pelo LBP em cada plano, que representa os padrões não-uniformes. Esta informação é usada para discriminar textura de ruído. Para isso, é introduzido um limiar t . Se a soma destes bins não-uniformes é maior que o limiar, os pixels são filtrados com a matriz de pesos geradas pelo NLM3D, sem qualquer modificação. Caso contrário, a matriz de pesos calculada com métodos LBP-TOP e NML3D (equação 4.12) será empregado. Neste segundo caso, a região é interpretada como uma textura e o seu conteúdo será consequentemente preservado. Em outras palavras, esta versão adaptativa é capaz de filtrar regiões homogêneas com altos níveis de ruído Gaussiano, preservando a textura.

METODOLOGIA

Este trabalho de mestrado teve como objetivo analisar técnicas de filtragem, técnicas de redução de borramento e a combinação entre elas, a fim de encontrar a melhor combinação destas para a realização da restauração dos vídeos LEEM, podendo assim suavizar o ruído presente nos vídeos e/ou revelar pequenas estruturas antes não visualizadas. Como objetivo secundário, porém não menos importante, foi desenvolver uma nova técnica de filtragem de vídeos a fim de preservar pequenos detalhes como pequenas estruturas (comumente presentes em imagens de microscopia) e texturas.

Neste capítulo será apresentada a metodologia adotada, descrevendo os materiais e métodos utilizados no seu desenvolvimento. Por fim, são apresentadas as técnicas quantitativas utilizadas para avaliar os experimentos realizados.

5.1 Materiais

Como mencionado na introdução, este trabalho foi conduzido em parceria com o professor Dr. Wen-Xin Tang, da Universidade de Cardiff (UK) e também da Universidade de Monash (Austrália). Parte dos vídeos são provenientes de um equipamento LEEM (Figura 5), projetado por ele. Outros vídeos utilizados nas etapas de restauração são provenientes dos trabalhos de Rogge et al. (2015) e Qin et al. (2015). Além disso, o professor Dr. Gong Chen, colaborador do Dr. Wen-Xin Tang, disponibilizou diversos vídeos da técnica SPLEEM.

Os testes de análise de ruído, comparações e combinações dos métodos, foram escritos em MATLAB. Para fim de reprodutibilidade, os scripts e códigos utilizados estão disponíveis em um repositório Git acessível no endereço <https://github.com/welintonandrey/leem_image_restoration-MSc-scr>. As novas técnicas de filtragem resultantes deste trabalho, codificadas em Python, estão disponíveis em outro, e único, repositório Git no endereço <https://github.com/welintonandrey/3d_denoising>.

5.2 Métodos

O processo de filtragem e análise dos dados LEEM foi dividido em três etapas e pode ser resumido no diagrama da Figura 19.

Figura 19 – Etapas do trabalho.

Fonte: Elaborada pelo autor.

5.2.1 Análise das imagens LEEM

A primeira etapa do pipeline consiste da identificação da natureza das fontes de ruído presente nos vídeos, da identificação e modelagem da função de espalhamento de ponto, e da escolha do conjunto de métodos para realizar a remoção do borramento e da filtragem do ruído. Para definir qual a família mais adequada de filtros a ser utilizada, foi necessário modelar matematicamente as diversas fontes de ruído presentes no sinal.

Por meio de contatos recentes com o professor Dr. Wen-Xin Tang e de estudos mais aprofundados sobre os mecanismos envolvidos na formação de imagens, pôde-se observar que os vídeo de LEEM contém ruídos provenientes de 3 fontes distintas:

1. Hardware: ruído proveniente da lente magnética, vibração e ruído eletrônico dos cartões de controle;

2. Interação eletrônica: o rearranjo de átomos nos passos de imageamento, provoca flutuações no sinal. Esse efeito não é realmente ruído, mas advém do processo físico de imageamento, estando correlacionado com o sinal;
3. Captura Digital: a baixa intensidade de elétrons, provoca um ruído de contagem, além de ruído escuro aditivo do sensor CCD.

A formação da imagem pode ser modelada pela seguinte equação:

$$g(x;y) = N (f(x;y) * h(x;y) + n_0(x;y)) + n_1(x;y); \quad (5.1)$$

onde $f(x;y)$ e $g(x;y)$ representam, respectivamente, as imagens ideal (real) e observada. A primeira fonte de ruído se dá pela passagem da imagem pelo sistema de lentes. Devido ao suporte finito do sistema de lentes a imagem sofre um corte de frequências, geralmente perdendo frequências altas. Esse efeito é representado pela convolução da imagem real com uma função de espalhamento de ponto $h(x;y)$. Por consequência do ruído proveniente da lente magnética, vibração e ruído eletrônico dos cartões de controle, há ainda a introdução de um ruído aditivo, representado pela função $n_0(x;y)$. A interação eletrônica e a geração do sinal após a passagem pelo sistema de lentes leva a geração de um ruído dependente do sinal, o que é representado pelo processo aleatório $N(\cdot)$. Finalmente, a captura eletrônica gera outra fonte de ruído, comumente modelado por um ruído aditivo $n_1(x;y)$.

Como o ruído teórico possui diversas fontes, é difícil obter um método capaz de abranger caso a caso. Por isso, foi feita análise experimental de regiões planas com diferentes intensidades nas imagens.

Uma análise inicial pode ser feita através do histograma dos pixels de uma região homogênea da imagem, usando estimadores de parâmetros como forma de verificar se determinadas distribuições são suficientes para representar a distribuição real gerada pelo sistema. Por meio de testes de hipótese, pode-se verificar a função de distribuição de probabilidade que melhor modela o ruído. A fase de identificação do modelo do ruído é importante para a escolha dos métodos de filtragem. O processo de análise do histograma é descrito abaixo.

5.2.1.1 Análise histograma

Como citado anteriormente, através de uma pequena região homogênea da imagem é possível identificar visualmente (através do histograma desta região) o tipo de ruído presente. A Figura 20 ilustra o processo de extração de uma região em uma imagem.

Através deste histograma, e de outros que podem ser visualizados na seção 5.2.1.3, é possível descartar alguns ruídos conhecidos, como o Rayleigh e o Impulsivo devido a característica da distribuição. Porém, não é possível discernir entre o ruído Gaussiano, o Gama (Erlang) e o

Figura 20 – Histograma de um frame do vídeo moview60fps.avi

Fonte: Elaborada pelo autor.

ruído Poisson (muito encontrado em imagens de microscopia em geral). Portanto, é necessária a utilização de outras técnicas para analisar a distribuição, sendo uma delas o fitting.

5.2.1.2 Distribution Fitting

O Distribution Fitting, também conhecido como Goodness-of-Fit (GOF), descreve o quão bem um modelo estatístico se encaixa em um conjunto de observações. Índices GOF resumem a discrepância entre os valores observados e os valores esperados sob um modelo estatístico, baseados em distribuições de amostragem conhecidos ([MAYDEU-OLIVARES; GARCIA-FORERO, 2010](#)). Dentre os mais conhecidos estão o Akaike Information Criterion (AIC) e o Bayesian Information Criterion (BIC).

O AIC e BIC não são utilizados para testar o modelo no sentido de testes de hipóteses, mas para seleção de modelos. Dado um conjunto de dados, opta-se por AIC ou BIC, e realiza-se o cálculo para todos os modelos desejados. Em seguida, o modelo com o menor índice é selecionado. Destalhes sobre o AIC e sobre o BIC não fazem parte do escopo do trabalho. Para maiores detalhes sobre estes métodos consultar o trabalho de [Maydeu-Olivares e Garcia-Forero \(2010\)](#).

Os resultados obtidos na seção 6.1.1 em conjunto com os resultados da seção 6.1.2, definem qual é o ruído predominante nas imagens LEEM. O capítulo de revisão bibliográfica, em particular a seção de filtragem de imagens, leva em consideração estes resultados para a escolha dos métodos de filtragem.

5.2.1.3 Estimativa do PSF

A estimativa da PSF foi inicialmente realizada através de um módulo da técnica Fast Motion Deblurring do trabalho de [Cho e Lee \(2009\)](#). Este módulo estima a PSF com base na técnica de Blind Deconvolution, ou deconvolução cega. Ao final do processo, é gerada a PSF da imagem de entrada. A Figura 21 mostra a PSF estimada para o vídeo GaAsFringe utilizado neste trabalho.

Figura 21 – Estimativa da PSF

Fonte: Elaborada pelo autor.

Outra forma de estimar a PSF é através de experimentação. Se o equipamento estiver presente, pode-se obter a função de degradação a partir do imageamento de um impulso (pequeno ponto de luz, ou Beads) que representaria um pixel na imagem. Porém, através da captura, esse ponto sofrerá um espalhamento devido ao conjunto do mecanismo de imageamento, exibindo com uma melhor precisão a PSF do equipamento. Na seção 6.1.3 são apresentados resultados sobre a estimativa da PSF pela técnica Fast Motion Deblurring. Será também explicado o motivo pelo qual não foi realizada a estimativa por experimentação.

5.2.2 Combinações - métodos de filtragem e redução de borramento

Nesta etapa foram realizados diversos experimentos combinando as técnicas de filtragem e redução de borramento citadas no Capítulo 3. A combinação foi realizada da seguinte maneira:

1. Inicialmente foram identificados os níveis de ruído presente nos vídeos;
2. Foram então criadas imagens sintéticas aplicando o ruído Gaussiano com os diferentes níveis encontrados;
3. Para cada imagem com ruído, foram aplicadas todas as técnicas de filtragem com diferentes parâmetros, a fim de encontrar o melhor resultado de filtragem para cada técnica. Esta estratégia permite uma comparação justa;
4. Para cada imagem ruidosa, foi aplicado o borramento calculado, gerando assim imagens sintéticas com o processo completo de degradação;
5. Para cada imagem degradada, foram aplicadas as combinações das técnicas de redução de borramento e filtragem. Como feito anteriormente, foram analisados diversos parâmetros das técnicas de filtragem.

Ao final dos itens 3 e 5 foi efetuada uma avaliação quantitativa com PSNR e do SSIM, descritos na Seção 5.3. Por fim, em posse dos melhores parâmetros encontrados, foram aplicadas a filtragem e a restauração das imagens LEEM, que podem ser vistas na Seção 6.5.

5.2.3 Métodos de Filtragem propostos e a combinação com métodos de redução de borrimento

Nesta etapa foi inicialmente avaliada a capacidade de filtragem dos métodos propostos NLM3D-LBP-MSB e NLM3D-LBP-Adaptive. Foram utilizadas imagens garantidamente livres de qualquer degradação. A avaliação foi planejada da seguinte maneira:

1. Foram extraídas 6 sequências¹ do vídeo;
2. Foram adicionados ruídos Gaussianos em vários níveis, em cada sequência;
3. Os vídeos foram filtrados com métodos de filtragem existentes e com os propostos;
4. Os melhores resultados de cada métodos de filtragem foram comparados;
5. Os melhores parâmetros encontrados dos métodos propostos para cada nível de ruído foram armazenados.

Ao final desta etapa, os melhores parâmetros foram encontrados. Com eles, foi possível aplicar a filtragem diretamente nas imagens LEEM para ambos métodos propostos. Além da aplicação da filtragem direta, os métodos foram combinados com os métodos de redução de borrimento, assim como a etapa 5.2.2. Os resultado da filtragem e da combinação dos métodos na imagens LEEM podem ser vistos na Seção 6.5.

5.3 Forma de Avaliação

Foram utilizadas duas formas de avaliação quantitativas, sendo elas: Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) e Structural Similarity Index (SSIM).

5.3.1 Peak Signal-to-Noise Ratio

Esta medida de relação sinal-ruído relaciona a potência do sinal (imagem original), com a potência do ruído. Imagem com baixo nível de ruído tendem a apresentar um PSNR alto. Em contrapartida, imagens com alto nível de ruído tendem a apresentar um PSNR baixo. Tendo uma imagem de referência $\hat{f}$ e uma imagem de teste sem ruído f , o PSNR pode ser calculado pela equação abaixo (HORÉ; ZIOU, 2010):

$$\text{PSNR}(f; \hat{f}) = 10 \log_{10}(255^2 / \text{MSE}(f; \hat{f})); \quad (5.2)$$

¹ Conjunto de quadros removidos do vídeo. Para os testes foram extraídas 6 sequências de aproximadamente 50 quadros cada, onde todas elas não possuem mudanças de cena.

onde o valor do Mean Squared Error (MSE) é calculado pela seguinte equação:

$$\text{MSE}(f; \hat{f}) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f(i; j) - \hat{f}(i; j))^2; \quad (5.3)$$

onde M e N são as dimensões das imagens. Quanto mais próximos forem f de $\hat{f}$, maior será o valor do PSNR, ou seja, quanto mais eficaz a restauração, maior será o valor do PSNR (GONZALEZ; WOODS, 2006).

5.3.2 Structural Similarity

Wang et al. (2004) propuseram o índice de similaridade estrutural, do inglês Structural Similarity (SSIM), como uma melhoria para o Índice Universal de Qualidade de Imagem ou, do inglês, Universal Image Quality Index (UIQI) (WANG; BOVIK, 2002). Primeiramente, as imagens originais e modificada são divididas em blocos de tamanho 8×8 e, posteriormente, os blocos são convertidos em vetores. A seguir, duas médias, duas variâncias e um valor de covariância são calculados para ambas imagens. Estes são representados, respectivamente, pelas equações 5.4, 5.5 e 5.6.

$$m_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i; \quad m_y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \quad (5.4)$$

$$s_x^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - m_x)^2; \quad s_y^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (y_i - m_y)^2 \quad (5.5)$$

$$s_{xy}^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - m_x)(y_i - m_y) \quad (5.6)$$

As comparações de luminância, contraste e estrutura são calculados de forma semelhante ao UIQI, sendo que a medida do índice é dada pela seguinte equação:

$$\text{SSIM}(x; y) = \frac{(2m_x m_y + C1)(2s_{xy} + C2)}{(m_x^2 + m_y^2 + C1)(s_x^2 + s_y^2 + C2)}; \quad (5.7)$$

onde C1 e C2 são constantes que quando seus valores são iguais a zero, o cálculo do SSIM é idêntico ao UIQI.

SSIM é aplicado localmente utilizando uma janela, com deslocamento pixel-a-pixel, cobrindo todas as linhas e colunas, a partir do canto superior esquerdo da imagem. O valor global do SSIM em uma imagem é denominado Mean Structural Similarity Index (MSSIM), e é obtido calculando a média dos valores SSIM sobre todas as janelas, representado pela equação abaixo:

$$\text{MSSIM} = \frac{1}{W} \sum_{j=1}^W \text{SSIM}_j; \quad (5.8)$$

onde W é o número de janelas que foram utilizadas.

As métricas citadas dependem de imagens “alvo”, que não sejam degradadas e não apresentem ruído. Neste trabalho, somente são conhecidas imagens já degradadas. Portanto, foram realizados testes com imagens sintéticas como base de comparação dos algoritmos de supressão de ruído, de redução de borramento e da combinação de ambos, que podem ser vistos nas seções 6.2 e 6.3.

Existem diversos métodos que quantificam a qualidade de uma imagem, sem a necessidade de uma imagem alvo ideal, classificados como No-Reference Image Quality Assessment (NR-IQA). Pode-se citar os métodos Blind/Referenceless Image Spatial QUality Evaluator (BRISQUE) (MITTAL; MOORTHY; BOVIK, 2012), Natural Image Quality Evaluator (NIQE) (MITTAL; SOUNDARARAJAN; BOVIK, 2013) e Blind Image Quality Index (BIQI) (MOORTHY; BOVIK, 2010). Estes métodos utilizam técnicas de aprendizado de máquina para “aprender” diversas características das imagens, como estrutura e luminosidade. Por serem treinamentos realizados em bases de dados “naturais”, como a COREL, que possuem características diferentes das imagens microscópicas, estes métodos não mostraram resultados significativos no contexto deste trabalho. Estas técnicas permitem a realização do treinamento segundo o interesse do usuário. Porém devido a inexistência de uma base de dados “ideal/alvo” de imagens LEEM, estes métodos não foram utilizados.

Entretanto, por mais conveniente que seja a utilização de critérios objetivos para se avaliar a qualidade em restauração, o sistema visual humano possui características peculiares, a ponto de duas imagens com valores iguais, segundo alguma medida quantitativa de qualidade, parecerem completamente distintas sob análise visual por um observador humano (FILHO; NETO, 1999). Portanto, uma avaliação qualitativa, por observação visual, também foi empregada neste trabalho, onde especialistas da área avaliaram visualmente a qualidade das imagens. Estes resultados podem ser vistos na seção 6.6.

RESULTADOS

Os resultados da pesquisa são apresentados por meio de 5 experimentos. Sabemos que a restauração visa melhorar a qualidade visual dos vídeos LEEM. Porém, pela complexidade e o pouco conhecimento acerca destas imagens, foi inicialmente necessário identificar o modelo de ruído e a função de espalhamento de ponto presentes nesta modalidade de microscopia. Os resultados de tais análises são apresentados nas seções 6.1.1 e 6.1.2. Já a seção 6.1.3 exibe como foi analisada e modelada a PSF para sua utilização nos métodos de deblur. Todo este estudo compõem o experimento 1.

O experimento 2 (Seção 6.2) mostra o desempenho dos métodos de filtragem para imagens LEEM e realiza um estudo sobre os melhores parâmetros para diferentes níveis de ruído. O experimento 3 (Seção 6.3) mostra o resultado da realização da composição das técnicas de redução de borrimento e filtragem nas imagens artificiais geradas a partir das análises realizadas nas imagens LEEM, além da análise dos melhores parâmetros. No experimento 4 (Seção 6.4), foram realizados testes dos métodos propostos de filtragem utilizando imagens predominantemente texturizadas e com objetos pequenos. Já no experimento 5 (Seção 6.5), são aplicadas as técnicas de filtragem e, também, a combinação destas com as técnicas de redução de borrimento nas imagens LEEM reais. Finalmente, na Seção 6.6 uma análise qualitativa foi realizada com especialistas da área de processamento de imagem e de microscopia avaliando, sob o ponto de vista humano, qual a melhor combinação de técnicas para a restauração das imagens LEEM.

6.1 Experimento 1 - Análise das características dos vídeos LEEM

Este experimento tem como objetivo identificar as características das degradações presentes nas imagens LEEM (ruído e borrimento). Inicialmente foi realizada a análise do histograma

das imagens, a fim de identificar os possíveis ruídos. A etapa de Distribution fitting utiliza técnicas de fitting de distribuições para encontrar qual a distribuição estatística melhor modela o ruído encontrado. A etapa seguinte visa estimar a função de espalhamento de ponto, com o intuito de gerar a PSF que será utilizada posteriormente no processo de deconvolução. Por fim, são exibidas as imagens sintéticas utilizadas nos experimentos.

6.1.1 Análise de Histograma

A análise de histograma é extremamente útil como uma etapa inicial no processo de restauração. Nela, foi possível excluir alguns modelos de ruídos baseado somente na informação visual. As Figuras 22 – 24 mostram os histogramas de regiões uniformes extraídas de algumas imagens.

Figura 22 – Histograma de um frame do vídeo GaAsFringe.avi

Fonte: Adaptado do vídeo cedido pelo professor Dr. Wen-Xin Tang.

Figura 23 – Histograma de um frame do vídeo ncomms7880-s2.mov

Fonte: Adaptada de Rogge et al. (2015).

É possível descartar alguns ruídos conhecidos, como Rayleigh, Uniforme e ruído Impulsivo pela simples análise visual da distribuição do histograma. Porém, não é possível visualmente discernir entre ruído Gaussiano, Gama (Erlang) e ruído Poisson. Para este fim é necessária uma análise estatística, descrita a seguir.

Figura 24 – Histograma de um frame dos vídeos NiAl04.avi e NiAl04.avi

Fonte: Adaptada de Qin et al. (2015).

6.1.2 Distribution Fitting

Através da utilização dos métodos de Goodness-of-Fit (GOF) foi possível determinar, dentre os ruídos possíveis encontrados na análise visual do histograma (Gama, Gaussiano e Poisson), qual a distribuição melhor descreve o ruído nos dados. A Tabela 1 exibe o resultado do fitting realizado com os vídeos, comparando as distribuições Gaussiana, Gama e Poisson.

É possível verificar que o ruído presente nos vídeos pode ser modelado, com menor taxa de erro, através da distribuição Normal/Gaussiana, com exceção de um único vídeo, onde o resultado encontrado foi a distribuição Gama. Contudo, a diferença entre a distribuição Gama e Gaussiana para este vídeo foi pequena. Este fato ocorre devido a uma característica da distribuição Gama, onde através de parâmetros específicos, é possível modelar uma distribuição Normal. Por mais simples que possa parecer, esta etapa é muito importante, pois a partir dela foi realizada a revisão bibliográfica dos métodos de supressão de ruídos Gaussiano.

Algumas ferramentas auxiliam neste processo, como por exemplo o método allfitdist disponível no MATLAB. Funções como esta tem por objetivo exibir visualmente o quão próximo os dados se aproximam de uma determinada distribuição. A Figura 25 ilustra o fitting de uma imagem LEEM. Neste caso especificamente, assim como na grande maioria, foi verificado que a distribuição que mais se aproxima dos dados é a Gaussiana.

6.1.3 Função de Espalhamento de Ponto

A estimação da PSF é essencial para a remoção do borrimento contido nas imagens LEEM. Este processo pode ser idealizado de duas maneiras: a) pelo imageamento da imagem

Tabela 1 – Fitting dos histogramas dos vídeos LEEM

Vídeo	Distribuição Testada	AIC	BIC
moview60fps	Normal/Gaussiana	1:9875e ⁰⁴	1:9887e ⁰⁴
	Gama	1:9879e ⁰⁴	1:9891e ⁰⁴
	Poisson	2:1003e ⁰⁴	2:1009e ⁰⁴
GaAsFringe	Normal/Gaussiana	5:3503e ⁰³	5:3598e ⁰³
	Gama	5:3515e ⁰³	5:3610e ⁰³
	Poisson	5:9511e ⁰³	5:9559e ⁰³
Boron_Si	Normal/Gaussiana	6:7450e ⁰³	6:7545e ⁰³
	Gama	6:7555e ⁰³	6:7651e ⁰³
	Poisson	6:7705e ⁰³	6:7753e ⁰³
Pb_Cu	Normal/Gaussiana	3:5841e ⁰⁴	3:5854e ⁰⁴
	Gama	3:5948e ⁰⁴	3:5960e ⁰⁴
	Poisson	5:2517e ⁰⁴	5:2523e ⁰⁴
NiAl01	Normal/Gaussiana	6:9987e ⁰³	7:0086e ⁰³
	Gama	7:0000e ⁰³	7:0099e ⁰³
	Poisson	7:4790e ⁰³	7:4840e ⁰³
NiAl02	Normal/Gaussiana	2:7607e ⁰³	2:7688e ⁰³
	Gama	2:7657e ⁰³	2:7738e ⁰³
	Poisson	2:9675e ⁰³	2:9715e ⁰³
NiAl03	Normal/Gaussiana	4:9455e ⁰³	4:9546e ⁰³
	Gama	4:9477e ⁰³	4:9568e ⁰³
	Poisson	5:1122e ⁰³	5:1167e ⁰³
NiAl04	Normal/Gaussiana	1:1625e ⁰⁴	1:1636e ⁰⁴
	Gama	1:1591e ⁰⁴	1:1602e ⁰⁴
	Poisson	1:1820e ⁰⁴	1:1825e ⁰⁴
Graphene_Ir	Normal/Gaussiana	7:5808e ⁰³	7:5906e ⁰³
	Gama	7:5890e ⁰³	7:5988e ⁰³
	Poisson	8:3413e ⁰³	8:3463e ⁰³

Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 25 – Exemplo visual do fitting

Fonte: Elaborada pelo autor.

Bead e b) pela utilização da ferramenta Fast Motion Deblurring.

É possível estimar a função de degradação a partir do imageamento de um impulso (pequeno ponto de luz, ou Beads), cuja dimensão deve corresponder a um pixel na imagem produzida. Se o equipamento fosse perfeito, a imagem resultante constaria de apenas um pixel iluminado. Porém, no processo de captura, esse ponto sofrerá um espalhamento devido ao conjunto do mecanismo de imageamento, resultando em uma imagem cuja área ocupada pelo bead é maior que apenas um pixel. Isso possibilita estimar, com uma melhor precisão, a PSF do equipamento. Devido a problemas no equipamento esta etapa foi inicialmente descartada. Após ser consertado, constatou-se que não existe uma estrutura similar a um Bead suficientemente pequeno para o imageamento em um equipamento LEEM.

Alternativamente, foi realizado o imageamento variando-se o diâmetro do feixe de elétrons do equipamento. Porém, feixes com diâmetros pequenos geraram imagens com grande nível de ruído. Imagens produzidas com feixes de diâmetros grandes foram demasiadamente corrompidas ao aplicarmos as técnicas de redução de borramento citadas.

Devidos a estes fatores, a estimativa da PSF adotada neste trabalho foi realizada por meio de um módulo da técnica Fast Motion Deblurring, como descrito no trabalho de [Cho e Lee \(2009\)](#). Este módulo estima a PSF com base na técnica de Blind Deconvolution, ou deconvolução cega. Ao final do processo, é gerada a PSF com base na imagem de entrada. Na Figura 26 é possível verificar a PSF gerada pela técnica para diferentes vídeos, todos gerados pelo mesmo equipamento. A imagem exibida é uma média de todas as PSFs geradas: para cada vídeo foi extraído um frame e empregada a técnica Fast Motion Deblurring para computá-las. Por serem produzidas pelo mesmo equipamento, elas apresentam poucas diferenças. Ao final do processo, foi computado o valor médio para a utilização em futuros processamentos.

Figura 26 – Estimativa das PSF pelo Fast Motion Deblurring

Fonte: Elaborada pelo autor.

6.1.4 Imagens artificiais

Uma forma de avaliar a qualidade da restauração de imagens é através da utilização de critérios de qualidade como Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) e Structural Similarity (SSIM)

(WANG et al., 2004). Porém, estes métodos requerem uma imagem alvo, sem nenhum tipo de degradação, para a avaliação da similaridade da imagem restaurada com a imagem “ideal”.

Como parte deste trabalho visa a análise dos atuais métodos de restauração, fez-se necessária a utilização de imagens sintéticas. A partir de onze vídeos LEEM, foi calculado o nível do ruído Gaussiano em cada um deles. Foram então criadas onze imagens sintéticas sobre as quais foi adicionado o ruído Gaussiano com média zero, sendo a variância os níveis de ruídos encontrados. As Figuras 27a, 27b e 27c ilustram, respectivamente a imagem sintética gerada, a imagem sintética após a aplicação do menor nível de ruído encontrado e a imagem sintética após a aplicação do maior nível de ruído.

Além de gerar imagens artificiais somente com os níveis de ruídos calculados, também foi aplicado o borramento através da PSF estimada na Seção 6.1.3. Aplicando-se a PSF e os diferentes níveis de ruídos, foram obtidas onze novas imagens. Porém, agora estas imagens possuem duas degradações: borramento e ruído em diferentes níveis. As Figuras 28a, 28b e 28c ilustram, respectivamente, a imagem sintética, a imagem com menor nível de ruído a imagem com maior nível ruído, sendo as duas últimas com o mesmo nível de borramento.

Para evitar o uso de imagens sintéticas, também foi realizado o estudo de outras formas de avaliação que quantificam a qualidade de uma imagem, sem a necessidade de uma imagem alvo ideal, classificados como No-Reference Image Quality Assessment (NR-IQA). Pode-se citar os métodos Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator (BRISQUE) (MITTAL; MOORTHY; BOVIK, 2012), Natural Image Quality Evaluator (NIQE) (MITTAL; SOUNDARAJAN; BOVIK, 2013) e Blind Image Quality Index (BIQI) (MOORTHY; BOVIK, 2010). Estes métodos utilizam técnicas de aprendizado de máquina para “aprender” diversas características das imagens, como estrutura e luminosidade. Testes preliminares foram conduzidos com o banco de imagens COREL, mas os resultados não foram relevantes, provavelmente em função da natureza distinta que estas apresentam (cenários naturais) com relação às imagens de microscopia. Devido à inexistência de um banco de imagens LEEM com amostras “ideal/alvo” foi necessário manter o uso de imagens artificiais.

6.2 Experimento 2 - Filtragem do ruído

Este experimento visa encontrar, dentre os métodos de filtragem analisados, o que produz o melhor resultado (maior PSNR) nas imagens sintéticas geradas a partir dos níveis de ruídos encontrados. Além disso, para garantir uma comparação não enviesada entre todos os métodos, foi realizada uma análise dos melhores parâmetros de cada algoritmo, para os diferentes níveis de ruído.

Figura 27 – Imagens sintéticas somente com ruído.

(a) Imagem Sintética

(b) Imagem (a) com baixo nível de ruído

(c) Imagem (a) com alto nível de ruído

Fonte: Elaborada pelo autor.

6.2.1 Filtragem do ruído das imagens artificiais

Nesta etapa foram realizados os testes dos algoritmos de filtragem das imagens sintéticas anteriormente criadas. A Tabela 2 mostra valores de PSNR para cada um dos métodos de denoising analisados. Vale lembrar que estes valores são os melhores encontrados para cada

Figura 28 – Imagens sintéticas com ruído e borramento.

(a) Imagem Sintética

(b) Imagem (a) com baixo nível de ruído

(c) Imagem (a) com alto nível de ruído

Fonte: Elaborada pelo autor.

método, ou seja, para cada nível de ruído foi feito uma variação dos parâmetros de cada um dos métodos de forma a encontrar o melhor valor de filtragem. Ainda nesta tabela, é possível verificar que o método de filtragem BM3D foi o que produziu o melhor desempenho em maior parte dos níveis de ruído. Porém, o método TV surpreendentemente apresentou melhores resultados quantitativos em níveis de ruídos maiores, e os métodos BL e NLM também mostraram bons

resultados.

Tabela 2 – Valores de PSNR (dB) após a aplicação dos métodos de filtragem nas imagens sintéticas (Somente Ruído).

Nível do Ruído (s)	PSNR	TV	BF	ABF	NLM	BM3D
0.0176	30.1839	37.2024	37.7738	36.0276	37.9237	38.4817
0.0189	29.8482	37.0758	37.4133	35.6274	37.5787	38.0912
0.0189	29.8518	37.0878	37.4129	35.6454	37.5455	38.1223
0.0200	29.6192	36.9476	37.1869	35.3789	37.3679	37.9191
0.0256	28.5386	36.4552	36.0671	34.0873	36.2687	36.8046
0.0263	28.4337	36.4656	35.9967	33.9489	36.1973	36.7704
0.0286	28.0689	36.2801	35.6010	33.5121	35.7759	36.3399
0.0305	27.7714	36.1753	35.3291	33.1380	35.5272	36.0591
0.0340	27.3453	35.9721	34.9359	32.6002	35.1306	35.6734
0.0347	27.2320	35.9328	34.7790	32.4374	34.9841	35.4594
0.0523	25.4717	34.9937	33.1018	30.0563	33.2533	33.7667

Fonte: Elaborada pelo autor.

Embora quantitativamente tenha-se verificado um melhor desempenho do método TV na presença de níveis de ruídos altos, visualmente é possível verificar que isso não é totalmente verdadeiro. As Figuras 29a e 29b ilustram, respectivamente, o resultado da filtragem pelos métodos TV e BM3D com o nível de ruído mais alto. É evidente que uma maior qualidade de filtragem foi obtida pelo BM3D, contrariando os resultados baseados em análises quantitativas (PSNR e SSIM).

Figura 29 – Imagens sintéticas somente com ruído.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Filho e Neto (1999) cita que por mais conveniente que sejam a utilização de critérios quantitativos para se avaliar a qualidade em restauração, o sistema visual humano possui caracte-

rísticas peculiares, a ponto de duas imagens com valores iguais em alguma medida de qualidade, serem completamente distintas visualmente. Portanto, uma avaliação qualitativa, por observação visual, foi empregada e avaliada por especialistas da área de processamento e de microscopia eletrônica. Estes resultados podem ser vistos na Seção 6.6

6.2.2 Análise dos melhores parâmetros

Os algoritmos analisados foram executados com um extenso número de parâmetros, para diferentes níveis de ruído. Pôde-se, portanto, verificar o melhor parâmetro de cada algoritmo, para cada nível de ruído. A Tabela 3 mostra os melhores parâmetros utilizados para obtenção dos valores de PSNR na Tabela 2. Os dados mostram que os parâmetros dos algoritmos, com exceção ao BF, não variam muito. Isto é interessante em diversos aspectos como, por exemplo, limitar para o usuário final de uma possível ferramenta que utilize somente parâmetros do algoritmo dentro de uma faixa predeterminada, evitando assim uma filtragem excessiva ou até mesmo a utilização de parâmetros muito baixos.

Esperava-se que o filtro ABF gerasse resultados melhores que o filtro BF. Porém, de todos os testados este foi de pior desempenho. Verificando os parâmetros foi possível analisar que não importava o quão fossem variados, o resultado da filtragem permanecia semelhante. Este filtro foi retirado dos próximos testes devido aos resultados ruins obtidos nesta seção.

Tabela 3 – Melhores parâmetros de filtragem.

Nível do Ruído (s)	TV (l)	BF (s_s)	ABF (s_r)	NLM (H)	BM3D (s)
0.0176	1.4	24	50	0.04	10
0.0189	1.3	25	50	0.04	10
0.0189	1.3	25	45	0.04	10
0.0200	1.4	26	50	0.05	10
0.0256	1.3	30	49	0.05	12
0.0263	1.3	30	50	0.05	12
0.0286	1.3	32	49	0.05	12
0.0305	1.3	33	50	0.06	13
0.0340	1.3	35	50	0.06	13
0.0347	1.3	36	49	0.06	13
0.0523	1.3	46	50	0.07	16

Fonte: Elaborada pelo autor.

Na Figura 30 é possível verificar a variação do PSNR por meio do filtro BM3D. A utilização de parâmetros muito baixos levam a uma filtragem mínima, prevalecendo o ruído. Já a utilização de parâmetros muito altos acarretam na perda de muitas estruturas. Esta análise dos parâmetros foi importante para descartar a utilização de parâmetros inadequados ao problema.

Figura 30 – Variação do parâmetro s do algoritmo BM3D.

Fonte: Elaborada pelo autor.

6.3 Experimento 3 - Redução de borramento e filtragem das imagens sintéticas

Este experimento visa encontrar a melhor combinação de técnicas de filtragem com as técnicas de redução de borramento aplicadas nas imagens sintéticas degradadas (ruído + borramento). Visa também encontrar o melhor parâmetro de cada técnica de filtragem que obtenha o melhor resultado, tornando a comparação justa.

6.3.1 Remoção do borramento e filtragem do ruído das imagens artificiais

Nesta seção o objetivo foi investigar a qualidade da restauração (redução de borramento e ruído) combinando os diferentes algoritmos citados neste trabalho. Foi utilizado o SSIM como métrica quantitativa. O algoritmo ABF foi descartado devido aos resultados insatisfatórios exibidos na Seção 6.2.1. Os resultados são reportados na Tabela 5. Quantitativamente, a combinação do algoritmo Wiener com BM3D produziu os melhores resultados, exceto para os níveis de ruído mais altos. Neste caso, a combinação do CLSF com o BM3D foi ligeiramente superior. Contrariando os resultados obtidos na Seção 6.2.1, o algoritmo TV não produziu bons resultados quando combinado a todos os métodos de deconvolução. As combinações dos algoritmos Wiener e CLSF com o filtro NLM também mostraram resultados expressivos. Este comportamento indicou a necessidade de uma análise qualitativa.

A Figura 31 ilustra a aplicação dos métodos de remoção de ruído após a utilização

Tabela 4 – SSIM das imagens degradadas.

	Nível do Ruído	SSIM
I	0.0176	0.5859
II	0.0189	0.5635
III	0.0189	0.5638
IV	0.0200	0.5535
V	0.0256	0.5378
VI	0.0263	0.5375
VII	0.0286	0.5323
VIII	0.0305	0.5263
IX	0.0340	0.5100
X	0.0347	0.5199
XI	0.0523	0.4745

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 5 – Análise da combinação de métodos de redução de borrimento e ruído.

	TV			BF			NLM			BM3D		
	Wiener	CLSF	RL	Wiener	CLSF	RL	Wiener	CLSF	RL	Wiener	CLSF	RL
I	0.6119	0.6173	0.6659	0.9005	0.9001	0.8389	0.8868	0.8872	0.8469	0.9072	0.9066	0.8691
II	0.5870	0.5913	0.7247	0.8672	0.8680	0.8121	0.8814	0.8818	0.8417	0.9045	0.9037	0.8759
III	0.5892	0.5931	0.7268	0.8668	0.8680	0.8121	0.8773	0.8782	0.8377	0.9054	0.9050	0.8644
IV	0.5749	0.5797	0.7179	0.8474	0.8488	0.7945	0.8773	0.8782	0.8342	0.9025	0.9019	0.8550
V	0.5568	0.5611	0.6887	0.8011	0.8026	0.7593	0.8592	0.8591	0.8208	0.8889	0.8880	0.8410
VI	0.5555	0.5598	0.6843	0.7974	0.7988	0.7555	0.8478	0.8481	0.8012	0.8859	0.8851	0.8280
VII	0.5488	0.5527	0.6757	0.7816	0.7830	0.7438	0.8582	0.8580	0.8125	0.8903	0.8891	0.8471
VIII	0.5435	0.5472	0.6674	0.7651	0.7671	0.7321	0.8492	0.8500	0.8075	0.8815	0.8806	0.8330
IX	0.5208	0.5250	0.6433	0.8339	0.8357	0.8026	0.8371	0.8372	0.7956	0.8764	0.8760	0.8255
X	0.5338	0.5389	0.6536	0.7412	0.7431	0.7122	0.8346	0.8358	0.7923	0.8675	0.8687	0.8158
XI	0.4820	0.4869	0.5817	0.7049	0.7069	0.7021	0.7884	0.7893	0.7481	0.8220	0.8238	0.7668

Fonte: Elaborada pelo autor.

do filtro Wiener. É possível notar que o BM3D gerou o maior valor SSIM (Fig. 31d). Porém, conforme anteriormente discutido, é necessária uma análise qualitativa dos dados, pois o método Wiener+NLM (Fig. 31c) apresenta, visualmente, uma qualidade de restauração comparável ao BM3D.

A Figura 32 ilustra o resultado da combinação das técnicas de redução de borrimento RL com os algoritmos de remoção de ruído. Visualmente, a qualidade da restauração da combinação do RL com os algoritmos NLM e BM3D é comparável aos resultados obtidos com o filtro de Wiener (Fig. 31). O próximo experimento (6.5) descreve as melhores combinações das técnicas de redução de borrimento e ruído aplicadas a imagens LEEM reais. Será possível verificar que a combinação do RL com os filtros de ruído é, visualmente, superior ao Wiener e ao CLSF.

6.3.2 Análise dos melhores parâmetros

Para cada imagem deconvolvida pelos métodos Wiener, CLSF e RL, foram aplicados os filtros TV, BF, NLM e BM3D. Ainda, para cada filtro, variaram-se os parâmetros na intenção de encontrar a melhor qualidade de filtragem. A Tabela 6 exibe os parâmetros necessários para que os resultados da Tabela 5 fossem atingidos. Nela é possível verificar que, diferentemente dos parâmetros obtidos quando as imagens sintéticas foram degradadas somente com ruído,

Figura 31 – Combinação do Wiener com os algoritmos TV, BF, NLM e BM3D.

Fonte: Elaborada pelo autor.

devido as técnicas de deconvolução ampliar o ruído, foi necessária a utilização de parâmetros maiores nos filtros NLM e BM3D. Entretanto, os filtros TV e BF sofreram poucas alterações nos parâmetros, com exceção da combinação do RL com o BF, onde os parâmetros foram reduzidos.

A Figura 33 ilustra a evolução do SSIM em função do parâmetro sigma (s) do filtro BM3D. É possível verificar que, ao contrário da ocasião em que havia somente ruído nas imagens sintéticas, a introdução de borrimento requereu um aumento dos parâmetros do BM3D. Além disso, após um determinado valor do sigma ($s = 41$) o valor do SSIM estabilizou-se.

Figura 32 – Combinação do RL com os algoritmos TV, BF, NLM e BM3D.

Fonte: Elaborada pelo autor.

6.4 Experimento 4 - Testes de iragem de imagens com texturas e pequenos detalhes

Este experimento compara os dois métodos propostos pelo autor, NLM3D-LBP-MSB e NLM3D-LBP-Adaptive, com os seguintes algoritmos de filtragem: NLM, NLM3D, NLM-LBP e BM3D. Inicialmente são apresentadas as imagens utilizadas (imagens sintéticas, porém ao contrário das anteriores, estas contêm texturas e pequenos detalhes tornando os testes mais fiéis à proposta deste trabalho). Foi realizada uma análise exaustiva para encontrar os “melhores parâmetros”. Além disso, foi analisado o impacto do uso do MSB como pré-processamento.

Tabela 6 – Análise da combinação de métodos de redução de borramento e ruído (Parâmetros)

Ruído	TV (I)			BF (s _s)			NLM (H)			BM3D(s)		
	Wiener	CLSF	RL	Wiener	CLSF	RL	Wiener	CLSF	RL	Wiener	CLSF	RL
0.0176	1.1	1.1	0.6	19	28	10	0.1	0.1	0.1	50	50	50
0.0189	1.2	1.1	0.4	19	18	10	0.1	0.1	0.1	50	49	50
0.0189	1.1	1.1	0.4	20	21	10	0.1	0.1	0.1	50	50	49
0.0200	1.1	1.1	0.5	19	19	10	0.1	0.1	0.1	50	50	49
0.0256	1.2	1.2	0.5	27	27	10	0.1	0.1	0.1	50	50	50
0.0263	1.2	1.1	0.5	27	27	10	0.1	0.1	0.1	50	50	50
0.0286	1.2	1.1	0.5	26	27	10	0.1	0.1	0.1	50	50	50
0.0305	1.2	1.2	0.5	27	28	10	0.1	0.1	0.1	50	50	50
0.0340	1.2	1.1	0.6	29	29	20	0.1	0.1	0.1	50	49	50
0.0347	1.2	1.1	0.5	31	31	12	0.1	0.1	0.1	50	50	50
0.0523	1.1	1.1	0.5	41	41	15	0.1	0.1	0.1	50	50	50

Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 33 – Variação do parâmetro s do algoritmo BM3D.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Finalmente, é realizada uma avaliação quantitativa de ambos os métodos com medidas PSNR e SSIM, além de uma avaliação qualitativa visual.

6.4.1 Imagens sintéticas

Seis sequências de vídeos sem ruído de dimensão 320×180 foram extraídas do vídeo “The Big Buck Bunny”¹ e então convertidas para escala de cinza. Os quadros centrais de cada sequência são ilustrados na Figura 34.

Foram aplicados, à cada sequência gerada, 4 diferentes níveis de ruído branco Gaussiano ($s = \{10; 15; 20; 25\}$), produzindo 24 sequências de vídeos ruidosas. A Figura 35 ilustra estes 4

¹ Este vídeo possui licença under the Creative Commons Attribution 3.0 license. O vídeo original (colorido) 320×180 pode ser baixado em: http://download.blender.org/peach/bigbuckbunny_movies/BigBuckBunny_320x180.mp4

Figura 34 – Quadros centrais de cada sequência: quadros de (a) a (f) referem-se às sequências 1 a 6, respectivamente.

Fonte: Elaborada pelo autor.

níveis de ruídos aplicados à sequência (d) da Figura 34.

Figura 35 – Diferentes níveis de ruído aplicados na sequência 4 (Figura. 34d).

Fonte: Elaborada pelo autor.

6.4.2 Análise de parâmetros

A fim de permitir uma comparação justa, ambos os métodos foram testados com parâmetros variados. Os parâmetros foram definidos da seguinte forma: tamanho da janela de busca $s = \{7; 9; 11; 13\}$, tamanho da vizinhança $p = 5$ e grau de filtragem $h = \{10; 15; 20; 25\}$.

Adicionalmente, todos os valores de h foram combinados com os valores $s = 5$ e $p = 3$. Quanto aos métodos 3D, os parâmetros s_t (o comprimento temporal da janela de pesquisa) e p_t (o comprimento temporal das vizinhanças) foram atribuídos os valores s e p , respectivamente.

Outros parâmetros foram definidos empiricamente como se segue: o número dos bits mais significativos $m = 3$ (para o método proposto NLM3D-LBP-MSB), o limiar $t = 0:09$ (para o método proposto NLM3D-LBP-adaptativo), o desvio padrão para o kernel Gaussiano com $a = 1$. Por fim, os descritores LBP e LBP-TOP empregaram uma vizinhança quadrada de tamanho $p = 8$ e raio $r = 1$.

Dentre todos os parâmetros, o tamanho da janela de pesquisa (s) foi a que apresentou o maior impacto sobre os resultados de filtragem. As Figuras 36 e 37 exemplificam essa influência para o vídeo da sequência 4, com dois diferentes níveis de ruído. Mudanças nos outros parâmetros não alterou significativamente a qualidade da filtragem.

Figura 36 – Resultados para diferentes valores de s para a sequência 4 com $s = 20$.

Fonte: Elaborada pelo autor.

6.4.3 Impacto da utilização do MSB

Para avaliar o impacto do MSB no desempenho do método NLM3D-LBP-MSB testes de filtragem, com e sem MSB, foram conduzidos. Os resultados são mostrados na Tabela 7. O uso de MSB aumentou o desempenho da suavização em 22 dos 24 casos, tanto para o PSNR quanto para o SSIM.

Vale a pena mencionar que o passo de quantização MSB é computacionalmente barato, especialmente se comparado com o custo do método NLM sozinho. Portanto, este não impacta na complexidade geral do processo de suavização. Por isso, apesar do aumento marginal sobre medidas PSNR e SSIM, a adição da estratégia MSB para o nosso método provou-se ser muito vantajosa.

Figura 37 – Resultados para diferentes valores de s para a sequência 4 com $s = 25$.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 7 – Ganho relativo a utilização do MSB.

Noise		Com MSB		Sem MSB		Ganho	
		PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Seq 1	s = 10	39.3453	0.9773	39.1824	0.9757	0.1629	0.0016
	s = 15	35.6766	0.9569	35.4909	0.9551	0.1857	0.0018
	s = 20	34.6349	0.9176	34.4995	0.9152	0.1354	0.0024
	s = 25	33.1419	0.8195	32.9982	0.8237	0.1437	-0.0042
Seq 2	s = 10	35.8919	0.9667	35.8154	0.9659	0.0765	0.0008
	s = 15	32.8849	0.9344	32.8305	0.9328	0.0544	0.0016
	s = 20	30.8613	0.897	30.8292	0.8959	0.0321	0.0011
	s = 25	29.3623	0.8623	29.3175	0.8624	0.0448	-0.0001
Seq 3	s = 10	34.5067	0.9456	34.4889	0.9452	0.0178	0.0004
	s = 15	32.1897	0.9065	32.1495	0.9042	0.0402	0.0023
	s = 20	30.213	0.8604	30.1866	0.8584	0.0264	0.002
	s = 25	28.8755	0.817	28.8803	0.8159	-0.0048	0.0011
Seq 4	s = 10	35.9273	0.9592	35.8471	0.9581	0.0802	0.0011
	s = 15	33.2705	0.9266	33.2385	0.9247	0.032	0.0019
	s = 20	31.2472	0.893	31.2223	0.8913	0.0249	0.0017
	s = 25	29.6398	0.8517	29.6388	0.8509	0.001	0.0008
Seq 5	s = 10	32.3515	0.9116	32.3551	0.9114	-0.0036	0.0002
	s = 15	30.056	0.8503	30.0098	0.8492	0.0462	0.0011
	s = 20	28.2856	0.7916	28.2468	0.7908	0.0388	0.0008
	s = 25	27.0759	0.7377	27.0529	0.7369	0.023	0.0008
Seq 6	s = 10	36.7086	0.9789	36.5899	0.9782	0.1187	0.0007
	s = 15	33.8042	0.9598	33.7611	0.9583	0.0431	0.0015
	s = 20	31.7354	0.9369	31.6173	0.9342	0.1181	0.0027
	s = 25	30.2572	0.9155	30.173	0.9118	0.0842	0.0037

Fonte: Elaborada pelo autor.

6.4.4 Avaliação quantitativa

Utilizando o PSNR e o SSIM, foi realizada uma comparação das técnicas propostas com os filtros NLM, NLM3D, NLM-LBP e BM3D para cada uma das 24 sequências de vídeo ruidosas. A Tabela 8 apresenta os melhores resultados obtidos de cada algoritmo, para cada sequência e nível de ruído.

Tabela 8 – Resultados quantitativos dos métodos de filtragem de ruído em imagens com texturas.

Método		s = 10		s = 15		s = 20		s = 25	
		PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Sequência 1	NLM2D	36.4860	0.9607	34.2694	0.9190	32.3205	0.7978	29.5508	0.6157
	NLM2D-LBP	36.3286	0.9567	34.5121	0.8958	31.6209	0.7463	28.4030	0.5533
	NLM3D	39.1067	0.9761	35.4872	0.9548	34.2346	0.9204	33.2680	0.8373
	NLM3D-LBP-Adaptive	39.6609	0.9780	36.1827	0.9580	34.7596	0.9247	33.3100	0.8498
	NLM3D-LBP-MSB	39.3453	0.9773	35.6766	0.9569	34.6349	0.9176	33.1419	0.8195
	BM3D	37.7761	0.9804	33.9791	0.9711	33.1466	0.9636	32.2095	0.9517
Sequência 2	NLM2D	31.5446	0.9250	29.4132	0.8725	27.6455	0.8116	26.2403	0.7599
	NLM2D-LBP	31.9392	0.9282	29.5394	0.8747	27.7995	0.8125	25.8709	0.7450
	NLM3D	35.5902	0.9612	32.2032	0.9257	30.3524	0.8887	28.8799	0.8541
	NLM3D-LBP-Adaptive	35.6238	0.9633	32.5278	0.9273	30.4806	0.8885	29.0036	0.8533
	NLM3D-LBP-MSB	35.8919	0.9667	32.8849	0.9344	30.8613	0.8970	29.3623	0.8623
	BM3D	28.1310	0.9294	25.1850	0.8862	24.6264	0.8520	24.2287	0.8162
Sequência 3	NLM2D	31.8570	0.9025	29.4976	0.8375	28.0066	0.7769	26.5312	0.7076
	NLM2D-LBP	31.8299	0.9021	29.5623	0.8386	27.8893	0.7739	26.0708	0.6885
	NLM3D	33.9603	0.9392	31.6472	0.8964	29.8590	0.8509	28.5912	0.8084
	NLM3D-LBP-Adaptive	34.2582	0.9410	31.7607	0.8968	29.8679	0.8499	28.5863	0.8058
	NLM3D-LBP-MSB	34.5067	0.9456	32.1897	0.9065	30.2130	0.8604	28.8755	0.8170
	BM3D	30.4885	0.9167	29.2995	0.8667	28.4257	0.8250	27.6300	0.7851
Sequência 4	NLM2D	32.1658	0.9120	29.9285	0.8565	28.3054	0.8090	26.7817	0.7403
	NLM2D-LBP	32.3046	0.9152	30.0325	0.8598	28.2387	0.8053	26.1908	0.7188
	NLM3D	35.1174	0.9510	32.5785	0.9148	30.6604	0.8811	29.2038	0.8421
	NLM3D-LBP-Adaptive	35.5837	0.9530	32.8514	0.9148	30.4716	0.8791	29.1446	0.8381
	NLM3D-LBP-MSB	35.9273	0.9592	33.2705	0.9266	31.2472	0.8930	29.6398	0.8517
	BM3D	32.1545	0.9294	30.6803	0.8941	29.4789	0.8614	28.5182	0.8294
Sequência 5	NLM2D	30.4781	0.8838	28.4314	0.8152	27.1071	0.7537	25.8679	0.6824
	NLM2D-LBP	30.9665	0.8884	28.9446	0.8226	27.3502	0.7571	25.7680	0.6755
	NLM3D	31.3226	0.8961	29.9573	0.8521	28.5034	0.7884	26.8207	0.7266
	NLM3D-LBP-Adaptive	31.6860	0.9013	29.8284	0.8502	28.4462	0.7884	26.8705	0.7239
	NLM3D-LBP-MSB	32.3515	0.9116	30.0560	0.8503	28.2856	0.7916	27.0759	0.7377
	BM3D	32.3485	0.8991	30.2467	0.8412	28.7423	0.7877	27.5169	0.7334
Sequência 6	NLM2D	32.3499	0.9502	29.9921	0.9166	28.1659	0.8790	26.4796	0.8231
	NLM2D-LBP	32.5187	0.9501	29.9574	0.9129	27.8302	0.8673	25.9376	0.8055
	NLM3D	35.9805	0.9754	33.2654	0.9556	31.3227	0.9327	29.8373	0.9106
	NLM3D-LBP-Adaptive	36.4736	0.9764	33.5822	0.9541	31.1946	0.9320	29.6042	0.9071
	NLM3D-LBP-MSB	36.7086	0.9789	33.8042	0.9598	31.7354	0.9369	30.2572	0.9155
	BM3D	33.5364	0.9559	31.5411	0.9293	30.0891	0.9011	29.0055	0.8773

Fonte: Elaborada pelo autor.

O método proposto, NLM3D-LBP-MSB, produziu melhores resultados (ambos SSIM e PSNR) na maioria dos casos, para as sequências de vídeo de 2 a 6. Quanto à sequência 1, o método adaptativo proposto foi melhor em todos os casos, de acordo com PSNR, enquanto o BM3D produziu os melhores resultados, segundo a medida SSIM.

Observe que a imagem da sequência 1 (Figura 35a) é composta de regiões bastante homogêneas, possuindo muito menos texturas e pequenos detalhes se comparada às de 2–6. Esta é uma indicação da capacidade do método NLM3D-LBP-MSB em lidar com textura e pequenos detalhes. Quando a informação é predominantemente homogênea (regiões com pouca variação de intensidade), o método adaptativo proposto, bem como o algoritmo BM3D, são os mais adequados.

6.4.5 Avaliação Qualitativa

A Figura 38 ilustra regiões de zoom de quadros processados com todos os métodos de filtragem. Percebe-se que regiões texturizadas (tronco) e estruturas detalhadas (asas de borboleta) são particularmente bem preservadas quando filtrados com o algoritmo NLM3D-LBP-MSB. No entanto, para regiões planas (fundo do céu e da grama) o filtro BM3D (Figura 38f), NLM3D (Figura 38e) e o NLM3D-LBP-Adaptive (Figura 38g) são melhores. No entanto, a análise quantitativa fornecida na Tabela 8 revela também que a versão adaptativa só é ultrapassada pela sua contraparte (não-adaptativa), para a maioria das sequências de vídeo texturizados (sequências 2, 3, 4 e 6). Assim, a versão adaptativa fornece um bom trade-off para filtrar vídeos que combinam textura e regiões homogêneas.

Figura 38 – Análise qualitativa do resultado da filtragem das imagens com textura.

Fonte: Elaborada pelo autor.

6.5 Experimento 5 - Aplicação das melhores combinações de algoritmos em imagens LEEM

Este experimento avalia os métodos de redução de borramento e ruído para as imagens LEEM reais. Os parâmetros foram determinados por meio das análises em imagens sintéticas mostradas nos experimentos anteriores. Apesar da grande quantidade de imagens testadas, este experimento se limita a apresentar o resultado para 6 imagens, já que estas traduzem o desempenho global observado.

Todas as imagens foram restauradas por meio do método de deconvolução RL, seguido da filtragem com os métodos TV, BF, NLM, BM3D, NLM3D-LBP-MSB e NLM3D-LBP-Adaptive. Os parâmetros utilizados foram únicos para todas as imagens, sendo eles: TV ($\lambda = 0.92$), BF (kernel size = 11, $s_r = 10$, $s_s = 22$), NLM ($H = 0.1$), BM3D ($s = 49$), NLM3D-LBP-MSB ($H = 20$, $msb = 3$) e NLM3D-LBP-Adaptive ($H = 20$, $t = 0.09$). No Apêndice A é mostrada a restauração das imagens com Wiener e CLSF. Além da combinação do processo de filtragem com os métodos de redução de borramento, a filtragem também foi aplicada diretamente às imagens LEEM, a fim de analisar a qualidade das imagens quando aplicados somente métodos de filtragem. Para não estender demasiadamente o texto, os resultados foram disponibilizados em <<https://goo.gl/2uKMvF>> e <<https://goo.gl/oCJYPB>>.

As Figuras 39 – 44 revelam um comportamento esperado: a combinação dos métodos de redução de borramento com os métodos de filtragem não locais (propostos e existentes) são superiores aos métodos locais (TV e BF). Porém, esse comportamento se limita a utilização do métodos de redução de borramento RL. Os métodos Wiener e CLSF na presença de ruído degradam ainda mais as imagens, prejudicando assim a etapa de filtragem e, conseqüentemente, a qualidade da imagem final.

Tanto os métodos de filtragem quanto os métodos locais TV e BF filtram os ruídos presentes. Entretanto, os métodos locais TV e BF tendem a borrar e suprimir detalhes pequenos presentes nas imagens. Já os métodos não locais, NLM e BM3D, possuem a capacidade de filtrar de forma superior aos métodos locais grande parte dos ruídos e preservar bordas e alguns detalhes menores. Contudo, os métodos propostos NLM3D-LBP-MSB e NLM3D-LBP-Adaptive filtram uma quantidade menor de ruído se comparados aos métodos NLM e BM3D, mas preservam uma quantidade superior de detalhes como bordas, texturas e pequenos objetos.

Figura 39 – Aplicação da combinação do método RL com os filtros de ruído na imagem LEEM GaAsFringe.

(a) GaAsFringe (Original)

(b) RL + TV

(c) RL + BF

(d) RL + NLM

(e) RL + BM3D

(f) RL + NLM3D-LBP-Adaptive

(g) RL + NLM3D-LBP-MSB

Fonte: Adaptado das imagens cedidas pelo professor Dr. Wen-Xin Tang.

Figura 40 – Aplicação da combinação do método RL com os filtros de ruído na imagem LEEM MoviewGa.

(a) MoviewGa (Original)

(b) RL + TV

(c) RL + BF

(d) RL + NLM

(e) RL + BM3D

(f) RL + NLM3D-LBP-Adaptive

(g) RL + NLM3D-LBP-MSB

Fonte: Adaptado das imagens cedidas pelo professor Dr. Wen-Xin Tang.

Figura 41 – Aplicação da combinação do método RL com os filtros de ruído na imagem LEEM PbCu.

(a) PbCu (Original)

(b) RL + TV

(c) RL + BF

(d) RL + NLM

(e) RL + BM3D

(f) RL + NLM3D-LBP-Adaptive

(g) RL + NLM3D-LBP-MSB

Fonte: Adaptado das imagens cedidas pelo professor Dr. Wen-Xin Tang.

Figura 42 – Aplicação da combinação do método RL com os filtros de ruído na imagem LEEM Graphene.

(a) Graphene (Original)

(b) RL + TV

(c) RL + BF

(d) RL + NLM

(e) RL + BM3D

(f) RL + NLM3D-LBP-Adaptive

(g) RL + NLM3D-LBP-MSB

Fonte: Adaptada de [Rogge et al. \(2015\)](#).

Figura 43 – Aplicação da combinação do método RL com os filtros de ruído na imagem LEEM NiAl₂.

(a) NiAl₂ (Original)

(b) RL + TV

(c) RL + BF

(d) RL + NLM

(e) RL + BM3D

(f) RL + NLM3D-LBP-Adaptive

(g) RL + NLM3D-LBP-MSB

Fonte: Adaptada de Qin et al. (2015).

Figura 44 – Aplicação da combinação do método RL com os filtros de ruído na imagem LEEM Nell_Z.

(a) Nell_Z (Original)

(b) RL + TV

(c) RL + BF

(d) RL + NLM

(e) RL + BM3D

(f) RL + NLM3D-LBP-Adaptive

(g) RL + NLM3D-LBP-MSB

Fonte: Adaptado da imagem cedida pelo professor Dr. Gong Chen.

6.6 Experimento 6 - Análise qualitativa

Para um ser humano, a definição de qualidade de uma imagem (grau de ruído, iluminação, etc) é um processo bastante subjetivo. Isso explica porque imagens nos parecem diferentes, embora algumas medidas quantitativas que aferem tais diferenças indiquem serem as mesmas.

O objetivo deste experimento é o de analisar a qualidade dos métodos de restauração de forma qualitativa, segundo a percepção do observador. Foi desenvolvido um sistema web que apresenta 10 imagens LEEM, cada qual restaurada por meio de uma combinação de métodos de filtragem e redução de borrimento apresentados nas seções anteriores. Para cada imagem, foram geradas 24 imagens resultantes das combinações. Além disso, foi adicionado ao grupo a imagem original. Com isso, para cada imagem LEEM um conjunto de 25 imagens resultantes é apresentado ao respondente.

Estas 25 imagens foram então aleatoriamente distribuídas em 5 grupos, cada qual composto por 5 imagens. Para cada um destes 5 conjuntos, o respondente é convidado a escolher a “melhor” imagem. Ao final das 5 escolhas, uma nova consulta é apresentada ao observador, contendo as imagens selecionadas anteriormente e solicita-se a escolha da “melhor entre as melhores”. Este processo é feito para todas as 10 imagens originais. É importante lembrar que algumas das imagens podem representar resultados de filtrações não ideais, já que o teste inclui todos os resultados, bons ou ruins. Porém, todas foram inseridas no teste para torná-lo justo.

No total, 60 testes foram apresentados para cada respondente e, ao final, para cada imagem LEEM este escolhe a melhor restauração. As Tabelas 9 e 10 apresentam os resultados obtidos com 10 respondentes, todos especialistas na área de processamento de imagens e/ou microscopia. A Tabela 9 mostra a quantidade e a porcentagem das escolhas quando utilizado, ou não, métodos de redução de borrimento. Nesta etapa fica claro que os métodos Wiener e CLSF apresentaram os piores resultados. Além disso, também é possível verificar que utilizar as imagens originais, sem aplicar quaisquer métodos de restauração, não gera bons resultados. Nesse contexto, o melhor resultado, corroborando o que foi mostrado nos testes quantitativos, se deu com a utilização do método RL, que foi escolhido em mais de 50% dos casos.

Tabela 9 – Teste de usuário - utilização dos métodos de remoção de ruídos

	Quantidade de escolhas	% em relação ao total
Original	4	4.65
Somente Filtragem	33	38.37
Wiener	4	4.65
CLSF	1	1.16
RL	44	51.16

Fonte: Elaborada pelo autor.

A tabela 10 expande os resultados da tabela anterior, detalhando as combinações de métodos de filtragem e redução de borrimento. É possível verificar que os métodos TV e BF não

produziram bons resultados, diferentemente dos resultados quantitativos apresentados na Seção 6.2, em que, na presença de altos níveis de ruído, o método TV apresenta os valores mais altos.

Tabela 10 – Teste de usuário detalhado

	Quantidade de escolhas	% em relação ao total
Original	4	4.65
TV	2	2.33
BF	1	1.16
NLM	11	12.79
BM3D	5	5.81
NLM3D-LBP-MSB	6	6.98
NLM3D-LBP-Adaptive	8	9.30
Wiener + TV	0	0.00
Wiener + BF	0	0.00
Wiener + NLM	2	2.33
Wiener + BM3D	1	1.16
Wiener + NLM3D-LBP-MSB	0	0.00
Wiener + NLM3D-LBP-Adaptive	1	1.16
CLSF + TV	0	0.00
CLSF + BF	0	0.00
CLSF + NLM	0	0.00
CLSF + BM3D	1	1.16
CLSF + NLM3D-LBP-MSB	0	0.00
CLSF + NLM3D-LBP-Adaptive	0	0.00
RL + TV	1	1.16
RL + BF	1	1.16
RL + NLM	15	17.44
RL + BM3D	17	19.77
RL + NLM3D-LBP-MSB	4	4.65
RL + NLM3D-LBP-Adaptive	6	6.98

Fonte: Elaborada pelo autor.

Os métodos NLM e BM3D foram escolhidos na maioria dos casos, principalmente na combinação com o RL. Contudo, vale ressaltar que os métodos propostos produziram bons resultados, tanto com ou sem a utilização do método RL. No geral, as imagens LEEM testadas possuem muitas áreas homogêneas e poucas áreas com pequenos detalhes. Devido a isso, é esperado que os métodos NLM e BM3D tragam resultados melhores e o métodos propostos fiquem em desvantagem. Contudo, nas imagens LEEM que possuem detalhes pequenos como as Figuras 45a e 45b os métodos tiveram mais de 80% de escolha, devido a característica da imagem. E como citado anteriormente, em imagens como as Figura 45c e 45d os métodos NLM e BM3D foram melhores.

Figura 45 – Exemplo imagens LEEM.

Fonte: Elaborada pelo autor.

CONCLUSÃO

Este trabalho de mestrado teve início com a análise das imagens/vídeos de Microscopia Eletrônica de Baixa Energia (LEEM), técnica essa que consegue imagear com altos níveis de resolução estruturas em superfícies, em formato de vídeo, até mesmo durante transições de fases. Foi constatado que diversos tipos de degradação estão presentes nas imagens. Contudo, as imagens LEEM são predominantemente degradadas com ruído Gaussiano em diferentes níveis. Isso foi comprovado com a análise dos histogramas das imagens e com a utilização de técnicas de Goodness-of-Fit (GOF).

Além da análise do ruído presente nas imagens LEEM, foi realizada a estimativa da Função de Espalhamento de Ponto (PSF) dos equipamentos. Esta estimativa foi feita por meio da utilização do método Fast Motion Deblurring (CHO; LEE, 2009) que apresentou o melhor desempenho. Entretanto, foi também realizada a estimativa através da utilização do feixe de elétrons. Porém, não produziu-se uma boa estimativa, devido à grande quantidade de ruído presente.

Após estas análises, foram realizados experimentos com combinações de métodos de filtragem de ruído e métodos de redução de borramento aplicados a imagens sintéticas, geradas com base nas características das imagens de microscopia eletrônica de baixa energia (LEEM). Esta análise englobou a utilização de métodos de filtragens locais (Total Variation (TV) e Bilateral (BF)) e métodos de filtragem não locais (Non-Local Means (NLM) e Block-Matching 3-D (BM3D)). Verificou-se que a utilização de métodos não locais geraram melhores resultados de filtragem se comparados aos métodos locais. Entretanto, estes resultados estão diretamente associados à escolha do método de redução de borramento. Os métodos de redução de borramento utilizados foram: Wiener, Constrained Least Squares Filtering e Richardson–Lucy (RL). Vale ressaltar que todos os métodos de redução de borramento utilizados neste trabalho são considerados clássicos. Porém, possuem baixa complexidade computacional e são amplamente utilizados em imagens de várias modalidades de microscopia. Dentre estes métodos, foi verificado que,

especificamente para as imagens LEEM com altos níveis de ruídos, os métodos Wiener e CLSF degradam ainda mais as imagens na maioria dos casos. O método RL produziu bons resultados com praticamente todos métodos de filtragem analisados.

Além destas análises, foram propostos dois novos métodos de filtragem de vídeos: NLM3D-LBP-MSB e NLM3D-LBP-Adaptive. Estes métodos utilizam o descritor de texturas Local Binary Pattern (LBP) para alterar a função de pesos do NLM tradicional. Estes métodos mostraram-se eficientes na filtragem de imagens com texturas e pequenos detalhes, superando o método de filtragem BM3D. Contudo, em imagens que possuem poucas texturas e muitas regiões homogêneas estes métodos se mostraram menos eficazes.

Como último experimento, foram realizados testes com as combinações de algoritmos sendo aplicadas a imagens LEEM reais. Neste teste, os métodos propostos também foram combinados com os métodos de redução de borrimento. Na impossibilidade de gerar testes quantitativos para as imagens reais, foi desenvolvido um sistema web para a realização de um teste com usuários de forma qualitativa. Esta análise foi realizada com especialistas das área de processamento de imagens e microscopia. O experimento constatou que os métodos de filtragem TV e BF, por melhores que tenham sido os resultados para as imagens sintéticas, não foram efetivos em imagens LEEM reais. Os métodos NLM e BM3D foram os que apresentaram os melhores resultados, seguidos dos métodos propostos. Outro ponto importante para se destacar foi o uso das técnicas de redução de borrimento, onde os métodos Wiener e CLSF apresentaram os piores resultados e o método RL foi o escolhido em mais de 50% dos casos.

Todos estes experimentos comprovaram que a utilização de técnicas de filtragem não locais com métodos de redução de borrimento são efetivas para restauração das imagens LEEM e suas variantes. Os métodos de filtragem TV e BF, assim como os métodos de redução de borrimento Wiener e CLSF não apresentaram resultados satisfatórios.

7.1 Publicações

Foi publicado e apresentado um artigo no SIBGRAPI - Conference on Graphics, Patterns and Images, referente aos resultados dos métodos de filtragem de vídeos desta pesquisa ([CONTATO et al., 2016](#)).

Foi aceito um artigo para o XII Workshop de Visão Computacional, com o título “An empirical study on the effects of different types of noise in image classification tasks”. Embora não diretamente relacionado à filtragem de imagens LEEM, este emprega boa parte do embasamento teórico estudado e aplicado neste trabalho ([PARANHOS da COSTA et al., 2016](#)).

7.2 Trabalhos Futuros

Como trabalhos futuros, propõe-se utilizar esse conjunto de combinações de técnicas em imagens geradas a partir de outras modalidades de microscopia e até mesmo imagens médicas, como tomografia. Além disso, em continuação a este trabalho, é interessante utilizar técnicas de segmentação a fim de agilizar o trabalho dos especialistas da área. Existem diversas estruturas de interesse que são analisadas visualmente onde, uma única análise manual pode durar até dois meses. Sendo assim, a utilização de técnicas de segmentação pode agilizar este processo.

Outro ponto importante é a utilização de mais bases de dados LEEM. Com mais dados podemos verificar se o comportamento visto neste trabalho se mantém. Os métodos de filtragem propostos foram ligeiramente inferiores em comparação ao NLM e BM3D. Porém, em algumas imagens eles foram melhores em mais de 80% dos casos. Sendo assim, novos dados poderiam confirmar que estes métodos podem ser uma alternativa, caso nos vídeos existam objetos de interesse que são pequenos em comparação com a resolução dos quadros ou em relação a outros objetos presentes.

Realizar a análise e estimativa do ruído considerando não somente uma única distribuição, mas analisando-o como um ruído misto. Esta análise pode melhorar a qualidade final das imagens após a aplicação dos métodos de filtragem e redução de borramento.

Além disso, ainda se faz necessária uma análise qualitativa com os especialistas LEEM. Os testes qualitativos foram realizados com especialistas em processamento de imagens e/ou microscopia. Este teste pode reforçar os resultados obtidos, ou até mesmo revelar resultados diferentes em alguns casos, pois, a percepção de especialistas em imagens LEEM acerca da qualidade pode ser diferente daquela demonstrada pelos respondentes neste trabalho.

REFERÊNCIAS

AGARWAL, V. Total variation regularization and l-curve method for the selection of regularization parameter. ECE599, 2003. Citado na página 23.

AGUERREBERE, C.; DELON, J.; GOUSSEAU, Y.; MUSÉ, P. Study of the digital camera acquisition process and statistical modeling of the sensor raw data. HAL, 2012. Citado na página 20.

ALTMAN, M. S. Trends in low energy electron microscopy. Journal of Physics: Condensed Matter, v. 22, n. 8, p. 084017, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 1 e 10.

ANDERS, S.; PADMORE, H. A.; DUARTE, R. M.; RENNER, T.; STAMMLER, T.; SCHOLL, A.; SCHEINFELD, M. R.; STÖHR, J.; SÉVE, L.; SINKOVIC, B. Photoemission electron microscope for the study of magnetic materials. Review of Scientific Instruments, AIP Publishing, v. 70, n. 10, p. 3973–3981, 1999. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 15.

BAUER, E. Low energy electron microscopy. Rep. Prog. Phys., v. 9, n. 57, p. 895–938, 1994. Citado na página 1.

_____. Leem basics. Surface Review and Letters, v. 5, p. 1275–1286, 1998. Citado na página 10.

_____. Surface Microscopy with Low Energy Electrons. New York: Springer, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 10 e 11.

BIGGS, D. S.; ANDREWS, M. Acceleration of iterative image restoration algorithms. Applied optics, v. 36, n. 8, p. 1766–75, 1997. ISSN 0003-6935. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/18250863>>. Citado 2 vezes nas páginas 33 e 34.

BIGNAMI, G. F. The microscope's coat of arms. Nature, Nature Publishing Group, v. 405, n. 6790, p. 999–999, 2000. Citado na página 5.

BRUNO, O. M.; NONATO, L. G.; PAZOTI, M. A.; NETO, J. B. Topological multi-contour decomposition for image analysis and image retrieval. Pattern Recognition Letters, Elsevier, v. 29, n. 11, p. 1675–1683, 2008. Citado na página 18.

BUADES, A.; COLL, B.; MOREL, J. Denoising image sequences does not require motion estimation. In: IEEE. Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2005. AVSS 2005. IEEE Conference on. [S.l.], 2005. p. 70–74. Citado na página 36.

_____. Non-Local Means Denoising. Image Processing On Line, v. 1, 2011. Citado na página 28.

BUADES, A.; COLL, B.; MOREL, J.-M. A non-local algorithm for image denoising. In: IEEE. Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on. [S.l.], 2005. v. 2, p. 60–65. Citado 3 vezes nas páginas 26, 27 e 28.

CASTILHO, C. M. C. de; NASCIMENTO, V. B.; SOARES, E. A.; ESPERIDIAO, A. S. C.; MOTA, F. B.; CARVALHO, V. E. de. Difração de elétrons de baixa energia (LEED) e a determinação da estrutura atômica de superfícies ordenadas. *Revista Brasileira de Ensino de Física*, SciELO Brasil, v. 27, n. 4, p. 527–543, 2005. Citado 4 vezes nas páginas 8, 9, 10 e 11.

CHO, S.; LEE, S. Fast motion deblurring. In: ACM. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*. [S.l.], 2009. v. 28, n. 5, p. 145. Citado 3 vezes nas páginas 48, 57 e 83.

CONTATO, W. A.; NAZARE, T. S.; Paranhos da Costa, G. B.; PONTI, M.; Batista Neto, J. E. S. Improving non-local video denoising with local binary patterns and image quantization. In: IEEE. *2016 29th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images*. [S.l.], 2016. Citado 2 vezes nas páginas 41 e 84.

DABOV, K.; FOI, A.; KATKOVNIK, V.; EGIAZARIAN, K. Image denoising by sparse 3-d transform-domain collaborative filtering. *Image Processing, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 16, n. 8, p. 2080–2095, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 30.

_____. Image Denoising With Shape-Adaptive Principal Component Analysis. *SPARS'09-Signal Processing with Adaptive Sparse Structured Representations*, 2009. Citado na página 31.

DEDAVID, B. A.; GOMES, C. I.; MACHADO, G. Microscopia eletrônica de varredura: aplicações e preparação de amostras: materiais poliméricos, metálicos e semicondutores. Porto Alegre: EDIPUCRS, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 6 e 8.

FIGUERA, J.; MCCARTY, K. F. Surface science techniques. In: _____. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2013. cap. Low-Energy Electron Microscopy, p. 531–561. Citado na página 14.

FILHO, O. M.; NETO, H. V. Processamento digital de imagens. [S.l.]: Brasport, 1999. Citado 2 vezes nas páginas 52 e 61.

FLEGE, J. I. Oxide Flatlands. 2013. <<http://www.cost-redox.nano.cnr.it/esr/wg2-esr/jan-ingo-flege/>>. Online; Acessado em: 02 Jul 2015. Citado na página 12.

GOLDSTEIN, T.; OSHER, S. The split bregman method for l1-regularized problems. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, SIAM, v. 2, n. 2, p. 323–343, 2009. Citado na página 23.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. *Digital Image Processing (3rd Edition)*. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, Inc., 2006. ISBN 013168728X. Citado 7 vezes nas páginas 17, 19, 20, 21, 31, 33 e 51.

GOYAL, A.; BIJALWAN, A.; CHOWDHURY, M. K. A comprehensive review of image smoothing techniques. *International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET)*, v. 1, n. 4, p. pp-315, 2012. Citado na página 18.

HELD, G. Low-energy electron diffraction: Crystallography of surfaces and interfaces. *Bunsen-Magazin* 12 (12), Wiley Online Library, p. 124–131, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 10.

HORÉ, A.; ZIOU, D. Image quality metrics: PSNR vs. SSIM. *Proceedings - International Conference on Pattern Recognition*, p. 2366–2369, 2010. ISSN 10514651. Citado na página 50.

- JESSON, D.; TANG, W.-X. Surface electron microscopy of Ga droplet dynamics on GaAs (001). *Microscopy: Science, Technology, Applications and Education*, Formatex, Badajoz, p. 1608–1619, 2010. Citado na página 12.
- JIANG, W.; BAKER, M. L.; WU, Q.; BAJAJ, C.; CHIU, W. Applications of a bilateral denoising filter in biological electron microscopy. *Journal of structural biology*, Elsevier, v. 144, n. 1, p. 114–122, 2003. Citado na página 24.
- KHELLAH, F. M. Application of local binary pattern to windowed nonlocal means image denoising. In: *17th International Conference on Image Analysis and Processing - ICIAP 2013*. Naples, Italy: [s.n.], 2013. p. 21–30. Citado 3 vezes nas páginas 35, 36 e 40.
- KNAUS, C.; ZWICKER, M. Dual-domain image denoising. *2013 IEEE International Conference on Image Processing, ICIP 2013 - Proceedings*, n. 4, p. 440–444, 2013. Citado na página 31.
- LEBRUN, M. An analysis and implementation of the bm3d image denoising method. *Image Processing On Line*, n. 2012, 2012. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 30.
- LFF-IF-USP. Microscópio Eletrônicos de Varredura (MEV). 2013. <<http://fap01.if.usp.br/~lff/mev.html>>. Online; Acessado em: 15 Jun 2015. Citado na página 7.
- LI, B.; QUE, D. Medical images denoising based on total variation algorithm. *Procedia Environmental Sciences*, Elsevier, v. 8, p. 227–234, 2011. Citado na página 23.
- MAYDEU-OLIVARES, A.; GARCIA-FORERO, C. Goodness-of-fit testing. *International Encyclopedia of Education*, v. 7, p. 190–196, 2010. Citado na página 48.
- MITTAL, A.; MOORTHY, A. K.; BOVIK, A. C. No-reference image quality assessment in the spatial domain. *IEEE transactions on image processing: a publication of the IEEE Signal Processing Society*, v. 21, n. 12, p. 4695–708, 2012. ISSN 1941-0042. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/22910118>>. Citado 2 vezes nas páginas 52 e 58.
- MITTAL, A.; SOUNDARARAJAN, R.; BOVIK, A. C. Making a 'completely blind' image quality analyzer. *IEEE Signal Processing Letters*, v. 20, n. 3, p. 209–212, 2013. ISSN 10709908. Citado 2 vezes nas páginas 52 e 58.
- MOORTHY, A. K.; BOVIK, A. C. A two-step framework for constructing blind image quality indices. *IEEE Signal Processing Letters*, v. 17, n. 5, p. 513–516, 2010. ISSN 10709908. Citado 2 vezes nas páginas 52 e 58.
- NANNI, L.; LUMINI, A.; BRAHNAM, S. Survey on LBP based texture descriptors for image classification. *Expert Systems with Applications*, Pergamon Press, Inc., Tarrytown, NY, USA, v. 39, n. 3, p. 3634–3641, fev. 2012. ISSN 0957-4174. Citado na página 36.
- N'DIAYE, A. T.; QUESADA, A. Spin-Polarized Low-Energy Electron Microscopy (SPLEEM). In: *Characterization of Materials*. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2012. p. 1827–1840. Disponível em: <<http://doi.wiley.com/10.1002/0471266965.com135>>. Citado na página 15.
- OJALA, T.; PIETIKAINEN, M.; HARWOOD, D. Performance evaluation of texture measures with classification based on kullback discrimination of distributions. In: *ICPR94*. [S.l.: s.n.], 1994. p. A:582–585. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 36.

- OJALA, T.; PIETIKÄINEN, M.; MÄENPÄÄ, T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, v. 24, n. 7, p. 971–987, jul. 2002. ISSN 0162-8828. Citado 2 vezes nas páginas 36 e 39.
- OUARTI, N.; SAUVET, B.; RÉGNIER, S. High quality real-time video with scanning electron microscope using total variation algorithm on a graphics processing unit. *International Journal of Optomechatronics*, Taylor & Francis, v. 6, n. 2, p. 163–178, 2012. Citado na página 23.
- PARANHOS da COSTA, G. B.; CONTATO, W. A.; NAZARE, T. S.; Batista Neto, J. E. S.; PONTI, M. An empirical study on the effects of different types of noise in image classification tasks. *arXiv preprint arXiv:1609.02781*, 2016. Citado na página 84.
- PARIS, S.; KORNPROBST, P.; TUMBLIN, J.; DURAND, F. *Bilateral filtering: Theory and applications*. [S.l.]: Now Publishers Inc, 2009. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 24.
- PIETIKÄINEN, M.; OJALA, T.; XU, Z. Rotation-invariant texture classification using feature distributions. *Pattern Recognition*, v. 33, p. 43–52, 2000. Citado na página 38.
- PONTI, M. *Extrapolação Espectral na Restauração de Imagens Tridimensionais de Microscopia Ótica de Fluorescência*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de São Carlos, São Carlos, 8 2008. Citado 2 vezes nas páginas 5 e 31.
- PONTI, M.; NAZARÉ, T. S.; THUMÉ, G. S. Image quantization as a dimensionality reduction procedure in color and texture feature extraction. *Neurocomputing*, v. 173, p. 385–396, 2016. Citado na página 39.
- PONTI, M. P. Microscope volume segmentation improved through non-linear restoration. *Int. J. Natural Computing Research*, v. 1, n. 4, p. 37–47, 2010. Citado na página 18.
- QIN, H.; CHEN, X.; LI, L.; SUTTER, P. W.; ZHOU, G. Oxidation-driven surface dynamics on nial (100). *Proceedings of the National Academy of Sciences, National Acad Sciences*, v. 112, n. 2, p. E103–E109, 2015. Citado 5 vezes nas páginas 45, 55, 78, 102 e 103.
- ROCHE, A.; RIBES, D.; BACH-CUADRA, M.; KRÜGER, G. On the convergence of em-like algorithms for image segmentation using markov random fields. *Medical image analysis*, Elsevier, v. 15, n. 6, p. 830–839, 2011. Citado na página 17.
- ROGGE, P. C.; THÜRMER, K.; FOSTER, M. E.; MCCARTY, K. F.; DUBON, O. D.; BARTELT, N. C. Real-time observation of epitaxial graphene domain reorientation. *Nature communications*, Nature Publishing Group, v. 6, 2015. Citado 5 vezes nas páginas 45, 54, 77, 100 e 101.
- RUDIN, L. I.; OSHER, S.; FATEMI, E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, Elsevier, v. 60, n. 1, p. 259–268, 1992. Citado na página 22.
- SANTOS, D. P.; NETO, J. B. Feature selection with equalized salience measures and its application to segmentation. In: *IEEE. Computer Graphics and Image Processing*, 2007. *SI BGRAPI 2007. XX Brazilian Symposium on*. [S.l.], 2007. p. 253–262. Citado na página 18.
- SOLOMON, C.; BRECKON, T. *Fundamentals of Digital Image Processing: A Practical Approach with Examples in Matlab*. 1st. ed. [S.l.]: Wiley Publishing, 2011. ISBN 0470844736, 9780470844731. Citado na página 34.

- TERSOFF, J.; JESSON, D. E.; TANG, W. X. Running droplets of gallium from evaporation of gallium arsenide. *Science*, v. 324, n. 5924, p. 236–238, 2009. Disponível em: <<http://www.sciencemag.org/content/324/5924/236.abstract>>. Citado na página 14.
- TOMASI, C.; MANDUCHI, R. Bilateral filtering for gray and color images. In: *IEEE. Computer Vision, 1998. Sixth International Conference on. [S.I.]*, 1998. p. 839–846. Citado na página 23.
- TROMP, R. M. Low-energy electron microscopy. *MRS Bulletin*, Cambridge Univ Press, v. 19, n. 06, p. 44–46, 1994. Citado 2 vezes nas páginas 11 e 13.
- WANG, Z.; BOVIK, A. C. A universal image quality index. *Signal Processing Letters, IEEE*, IEEE, v. 9, n. 3, p. 81–84, 2002. Citado na página 51.
- WANG, Z.; BOVIK, A. C.; SHEIKH, H. R.; SIMONCELLI, E. P. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *Image Processing, IEEE Transactions on, IEEE*, v. 13, n. 4, p. 600–612, 2004. Citado 2 vezes nas páginas 51 e 58.
- WEN, C.-Y.; LEE, C.-H. Point spread functions and their applications to forensic image restoration. *Forensic Science Journal*, v. 1, n. 1, p. 15–26, 2002. Citado na página 21.
- ZHANG, B.; ALLEBACH, J. P. Adaptive bilateral filter for sharpness enhancement and noise removal. *Image Processing, IEEE Transactions on, IEEE*, v. 17, n. 5, p. 664–678, 2008. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 26.
- ZHAO, G.; PIETIKAINEN, M. Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Computer Society, Washington, DC, USA*, v. 29, n. 6, p. 915–928, jun. 2007. ISSN 0162-8828. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 38.

COMBINAÇÃO DOS MÉTODOS WIENER E CLSF COM OS MÉTODOS DE REMOÇÃO DE RUÍDO

Neste apêndice estão contidos os testes combinando os métodos Wiener e CLSF com os filtros TV, BF, NLM, BM3D, NLM3D-LBP-MSB e NLM3D-LBP-Adaptive. Os mesmos parâmetros da Seção 6.5 foram utilizados para estes testes. Nestas imagens fica evidente que o método de deconvolução RL é superior ao Wiener e ao CLSF. Como citado anteriormente, outros testes foram realizados com outras imagens LEEM. Porém, devido a não extender demasiadamente o texto estes testes não foram inseridos nesta dissertação, sendo disponíveis em <<https://goo.gl/2uKMvF>> e <<https://goo.gl/oCJYPB>>. Além disso, as imagens contidas abaixo também estão disponíveis nos mesmos links melhor resolução.

Figura 46 – Aplicação da combinação do método Wiener com os filtros de ruído na imagem LEEM GaAsFringe.

(a) GaAsFringe (Original)

(b) Wiener + TV

(c) Wiener + BF

(d) Wiener + NLM

(e) Wiener + BM3D

(f) Wiener + NLM3D-LBP-Adaptive

(g) Wiener + NLM3D-LBP-MSB

Fonte: Adaptado das imagens cedidas pelo professor Dr. Wen-Xin Tang.

Figura 47 – Aplicação da combinação do método CLSF com os filtros de ruído na imagem LEEM GaAsFringe.

(a) GaAsFringe (Original)

(b) CLSF + TV

(c) CLSF + BF

(d) CLSF + NLM

(e) CLSF + BM3D

(f) CLSF + NLM3D-LBP-Adaptive

(g) CLSF + NLM3D-LBP-MSB

Fonte: Adaptado das imagens cedidas pelo professor Dr. Wen-Xin Tang.

Figura 48 – Aplicação da combinação do método Wiener com os filtros de ruído na imagem LEEM MovieGa.

(a) MovieGa (Original)

(b) Wiener + TV

(c) Wiener + BF

(d) Wiener + NLM

(e) Wiener + BM3D

(f) Wiener + NLM3D-LBP-Adaptive

(g) Wiener + NLM3D-LBP-MSB

Fonte: Adaptado das imagens cedidas pelo professor Dr. Wen-Xin Tang.

Figura 49 – Aplicação da combinação do método CLSF com os filtros de ruído na imagem LEEM MoviewGa.

(a) MoviewGa (Original)

(b) CLSF + TV

(c) CLSF + BF

(d) CLSF + NLM

(e) CLSF + BM3D

(f) CLSF + NLM3D-LBP-Adaptive

(g) CLSF + NLM3D-LBP-MSB

Fonte: Adaptado das imagens cedidas pelo professor Dr. Wen-Xin Tang.

Figura 50 – Aplicação da combinação do método Wiener com os filtros de ruído na imagem LEEM PbCu.

(a) PbCu (Original)

(b) Wiener + TV

(c) Wiener + BF

(d) Wiener + NLM

(e) Wiener + BM3D

(f) Wiener + NLM3D-LBP-Adaptive

(g) Wiener + NLM3D-LBP-MSB

Fonte: Adaptado das imagens cedidas pelo professor Dr. Wen-Xin Tang.

Figura 51 – Aplicação da combinação do método CLSF com os filtros de ruído na imagem LEEM PbCu.

(a) PbCu (Original)

(b) CLSF + TV

(c) CLSF + BF

(d) CLSF + NLM

(e) CLSF + BM3D

(f) CLSF + NLM3D-LBP-Adaptive

(g) CLSF + NLM3D-LBP-MSB

Fonte: Adaptado das imagens cedidas pelo professor Dr. Wen-Xin Tang.

Figura 52 – Aplicação da combinação do método Wiener com os filtros de ruído na imagem LEEM Graphene.

(a) Graphene (Original)

(b) Wiener + TV

(c) Wiener + BF

(d) Wiener + NLM

(e) Wiener + BM3D

(f) Wiener + NLM3D-LBP-Adaptive

(g) Wiener + NLM3D-LBP-MSB

Fonte: Adaptada de [Rogge et al. \(2015\)](#).

Figura 53 – Aplicação da combinação do método CLSF com os filtros de ruído na imagem LEEM Graphene.

(a) Graphene (Original)

(b) CLSF + TV

(c) CLSF + BF

(d) CLSF + NLM

(e) CLSF + BM3D

(f) CLSF + NLM3D-LBP-Adaptive

(g) CLSF + NLM3D-LBP-MSB

Fonte: Adaptada de [Rogge et al. \(2015\)](#).

Figura 54 – Aplicação da combinação do método Wiener com os filtros de ruído na imagem LEEM NiAl2.

(a) NiAl2 (Original)

(b) Wiener + TV

(c) Wiener + BF

(d) Wiener + NLM

(e) Wiener + BM3D

(f) Wiener + NLM3D-LBP-Adaptive

(g) Wiener + NLM3D-LBP-MSB

Fonte: Adaptada de [Qin et al. \(2015\)](#).

Figura 55 – Aplicação da combinação do método CLSF com os filtros de ruído na imagem LEEM NiAl2.

(a) NiAl2 (Original)

(b) CLSF + TV

(c) CLSF + BF

(d) CLSF + NLM

(e) CLSF + BM3D

(f) CLSF + NLM3D-LBP-Adaptive

(g) CLSF + NLM3D-LBP-MSB

Fonte: Adaptada de [Qin et al. \(2015\)](#).

Figura 56 – Aplicação da combinação do método Wiener com os filtros de ruído na imagem LEEM Neel_Z.

(a) Neel_Z (Original)

(b) Wiener + TV

(c) Wiener + BF

(d) Wiener + NLM

(e) Wiener + BM3D

(f) Wiener + NLM3D-LBP-Adaptive

(g) Wiener + NLM3D-LBP-MSB

Fonte: Adaptado das imagens cedidas pelo professor Dr. Gong Chen.

Figura 57 – Aplicação da combinação do método CLSF com os filtros de ruído na imagem LEEM Neel_Z.

(a) Neel_Z (Original)

(b) CLSF + TV

(c) CLSF + BF

(d) CLSF + NLM

(e) CLSF + BM3D

(f) CLSF + NLM3D-LBP-Adaptive

(g) CLSF + NLM3D-LBP-MSB

Fonte: Adaptado das imagens cedidas pelo professor Dr. Gong Chen.