



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ  
CENTRO DE TECNOLOGIA  
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE  
TELEINFORMÁTICA

**GLADESTON DA COSTA LEITE**

---

**ANÁLISE DE CAMPOS DE VENTOS  
OCEÂNICOS EM IMAGENS SAR**

---

**FORTALEZA-CE  
2011**



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ  
CENTRO DE TECNOLOGIA  
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA

**Gladeston da Costa Leite**

# **Análise de Campos de Ventos Oceânicos em Imagens SAR**

Tese submetida à Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática da Universidade Federal do Ceará (UFC), como requisito para obtenção do grau de Doutor em Engenharia de Teleinformática.

Orientadora: Profa. Dra. Fátima Nelsizeuma Sombra de Medeiros

Co-orientadora: Profa. Dra. Daniela Mayumi Ushizima

Fortaleza-CE  
Setembro de 2011

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação  
Universidade Federal do Ceará  
Biblioteca de Pós-Graduação em Engenharia - BPGE

---

- L522a      Leite, Gladeston da Costa.  
              Análise de campos de ventos oceânicos em imagens SAR / Gladeston da Costa Leite. -  
2011. 128 f. : il. color., enc. ; 30 cm.
- Tese (doutorado) - Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Departamento  
de Engenharia de Teleinformática, Programa de Pós - Graduação em Engenharia de  
Teleinformática, Fortaleza, 2011.
- Área de Concentração: Sinais e sistemas.  
              Orientação: Profa. Dra. Fátima Nelsizeuma Sombra de Medeiros  
              Coorientação: Profa. Dra. Daniela Mayumi Ushizima.
1. Teleinformática. 2. Transformadas. 3. Análise de texturas. I. Título.

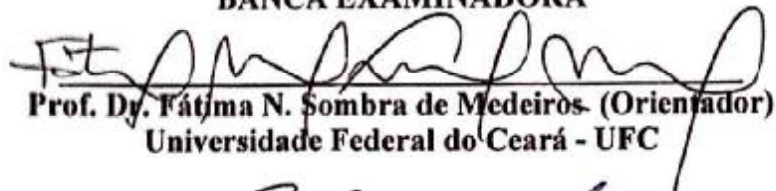
**GLADESTON DA COSTA LEITE**

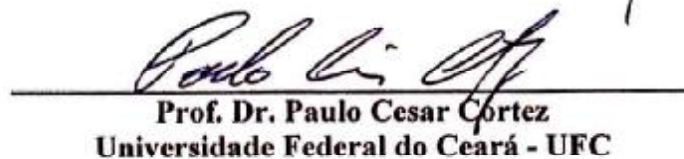
**ANÁLISE DE CAMPOS DE VENTOS OCEÂNICOS EM IMAGENS SAR**

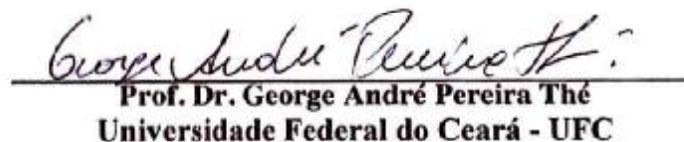
Tese submetida à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática, da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para a obtenção do grau de Doutor em Engenharia de Teleinformática. Área de concentração Sinais e Sistemas.

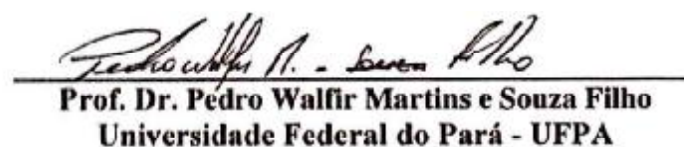
Aprovada em 26/09/2011.

**BANCA EXAMINADORA**

  
Prof. Dr. Fátima N. Sombra de Medeiros (Orientador)  
Universidade Federal do Ceará - UFC

  
Prof. Dr. Paulo Cesar Cortez  
Universidade Federal do Ceará - UFC

  
Prof. Dr. George André Pereira Thé  
Universidade Federal do Ceará - UFC

  
Prof. Dr. Pedro Walfir Martins e Souza Filho  
Universidade Federal do Pará - UFPA

  
Prof. Dr. Marcos José Negreiros Gomes  
Universidade Estadual do Ceará - UECE

  
Profa. Dra. Wietske Ineke Meyering  
Instituto Atlântico

Às minhas amadas esposa e filhas.

---

## Agradecimentos

---

À minha orientadora Profa. Dra. Fátima Nelsizeuma Sombra de Medeiros, pelo incentivo nas horas mais difíceis e a plena confiança na conclusão deste trabalho.

À Profa. Dra. Daniela Mayumi Ushizima, pela imprescindível colaboração.

Ao Prof. Dr. Venerando Eustáquio Amaro, pelo apoio e materiais disponibilizados.

Aos amigos, por suas contribuições essenciais para realização deste trabalho, disponibilizando recursos materiais de fundamental importância, em ordem alfabética: Carlos Igor Bandeira, Daniel Silva Ferreira, Elvis Saldanha, Geraldo Ramalho, Iális Cavalcante, Janaína Cruz, Ogeniz Façanha, Régis Cristiano Pinheiro Marques e Rodrigo Veras.

Aos amigos especiais, Gilson Gonçalves de Lima e Daniel Rocha Furtado pela contribuição nos artigos publicados.

A todos os meus companheiros do LABVIS, que foram incentivadores e contribuíram de várias formas para o sucesso deste trabalho.

Aos funcionários do departamento de Engenharia de Teleinformática da UFC, pelo auxílio prestado durante todo o curso de doutorado.

Aos professores do curso de doutorado em Engenharia de Teleinformática.

À minha esposa Francieuda Andrade Leite, pelo amor, dedicação, incentivo e compreensão nas horas mais necessárias.

À FUNCAP pelo suporte financeiro.

À Rede Cooperativa de Pesquisa no Monitoramento Ambiental de Áreas Sob Influência da Indústria Petrolífera (REDE 05-PETROMAR/CTPETRO-FINEP/PETROBRAS/CNPq) e sua instância na UFRN, por ter cedido as imagens SAR utilizadas neste trabalho.

Aos membros da banca.

E acima de tudo a Deus. Não enumero os motivos pela simples razão de não caberem em nenhum livro.

“Não se preocupe com o número de fases que existem.  
Diga-me se você já viu algo assim antes. Esse é o meu  
desafio.”

Shigeru Miyamoto

---

## Resumo

---

Esta tese introduz uma nova metodologia para determinar a direção do vento sobre a superfície dos oceanos utilizando técnicas de processamento das imagens de Radar de Abertura Sintética (SAR, do inglês *Synthetic Aperture Radar*). A literatura relacionada demonstra um crescente interesse no processamento dessas imagens para detecção de alvos, classificação de regiões, extração de campos de ventos, monitoramento de derrames de óleo, aplicações geofísicas e meteorológicas. A extração de campos de ventos em imagens SAR é uma tarefa desafiadora devido à contaminação das mesmas por um ruído oriundo do sistema de aquisição, denominado *speckle*, que dificulta tarefas de processamento e interpretação das mesmas. Portanto, esta tese propõe metodologias de extração da direção do vento por transformada de Fourier, transformadas *wavelets* e métodos baseados em textura. As transformadas *wavelets* utilizadas para esta tarefa são Gabor, Chapéu Mexicano e o algoritmo *à trous*. Com relação à análise de textura utilizada, esta se baseia na informação espacial da matriz de co-ocorrência dos níveis de cinza para estimar a direção de padrões lineares em imagens contaminadas com *speckle*. Os experimentos foram realizados em imagens de textura sintéticas, imagens do álbum de Brodatz e imagens SAR sintéticas e reais. Foi observado que os métodos propostos foram capazes de estimar direções de padrões lineares e extrair campos de *streaks* de vento visíveis em imagens SAR reais. As principais contribuições desta tese são: o método proposto para estimação de direção de ventos na superfície do oceano e a extensão de técnica já existente na literatura, possibilitando assim a estimação da velocidade dos ventos na faixa de 4 a 10 m/s. Os melhores resultados obtidos nesta tese foram alcançados utilizando o método proposto que combina transformada *wavelet* e análise de textura.

**Palavras-chaves:** campos de vento, imagem SAR, textura, *wavelet* Gabor, transformada de Fourier, direção do vento, *streaks*.



---

## Abstract

---

This thesis introduces a new methodology to determine the wind direction over the ocean surface using image processing techniques on SAR (Synthetic Aperture Radar) images. Related literature demonstrates a growing interest in processing these images for target detection, region classification, wind field extraction, oil spill monitoring, geophysical and meteorological applications. Wind field extraction in SAR images is a challenging task due to contamination acquisition system by speckle noise, which makes difficult processing and interpretation tasks. Thus, this thesis proposes methods for wind direction estimation by applying image transforms, such as Fourier and wavelets and furthermore texture-based methods. The wavelet transforms used for this task are Gabor, Mexican Hat and the *à trous* algorithm. Concerning the texture approach, it is based on the co-occurrence matrix to estimate direction of linear patterns in speckled images. The experiments were performed on synthetic texture, Brodatz album, synthetic and real SAR images. It was observed that the proposed methods were able to estimate directions of linear patterns and extract wind fields from visible wind-induced streaks on SAR images. The main contributions of this thesis are: to propose methods for wind direction estimation on the ocean surface and to extend existing techniques in the literature in order to provide wind vector estimation in the range of 4 to 10 m/s. The best results of this tese were achieved with the proposed method that combines wavelet transform and texture analysis.

**Keywords:** wind vectors, SAR image, texture, wavelet Gabor, Fourier transform, wind direction, wind streaks.

---

## Lista de Figuras

---

1	Espectro eletromagnético. . . . .	31
2	Tipos de polarização. . . . .	32
3	(a) Satélite RADARSAT-1, na órbita da Terra (b) Imagem SAR, Baía de Guanabara no Rio de Janeiro (RJ). . . . .	35
4	Diagrama dos modos de imageamento do sistema RADARSAT-1/SAR. . . . .	35
5	(a) Satélite ENVISAT, na órbita da Terra. (b) Imagem ENVISAT, radar ASAR. Rio de Janeiro, 2003. (c) Imagem ENVISAT, sensor MERIS. Região Sul da Itália, 2003. . . . .	37
6	O Satélite QuikSCAT na órbita da Terra e a referência oceanográfica. . . . .	40
7	Localização da área de estudo. (a) Mapa da América do Sul. (b) Imagem óptica adquirida pelo satélite “Google Earth” sobre a costa do Rio Grande do Norte. Em destaque a região imageada. . . . .	42
8	Gráfico do modelo de onda dado pela Equação 2.6. . . . .	44
9	Imagens sintéticas sem ruído e com ruído <i>speckle</i> utilizando uma janela $3 \times 3$ e diferentes padrões lineares. (a, d) Amostras de imagens para o Experimento 1. (b, e) Amostras de imagens para Experimento 2. (c, f) Amostras de imagens para o Experimento 3. . . . .	45
10	Exemplos de imagens simuladas contaminadas com ruído <i>speckle</i> com $A = 7,75 \times 10^{-6}$ . . . . .	46
11	Imagens SAR da costa do Rio Grande do Norte, Nordeste do Brasil. (a) RADARSAT-1 SAR, adquirida em 29 de setembro de 2006 com polarização HH. (b) Trecho extraído da imagem SAR ( $4096 \times 4096$ <i>pixels</i> ) referenciado pela latitude e longitude (em graus) representando $51,2 \times 51,2$ km <sup>2</sup> . (c) ENVISAT ASAR, adquirida em 01 de fevereiro de 2005 com polarização HH. (d) ALOS PALSAR, adquirida em 20 de julho de 2007 com polarização HH. . . . .	47

12	Imagens do álbum de Brodatz, denotadas por D103, D106, D110, D112, D15, D17, D18, D20, D31, D37, D41, D43, D45, D47, D49, D5, D50, D51, D52, D56, D64, D68, D71, D72, D79, D86, D95 e D99, da esquerda para direita e de cima para baixo (28 imagens). . . . .	49
13	Uma função e suas possíveis versões escalonadas no tempo: (a) $s < 1$ ; (b) $s = 1$ ; (c) $s > 1$ . . . . .	54
14	Gráfico de uma <i>wavelet</i> . . . . .	55
15	Algoritmo para o cálculo da <i>wavelet à trous</i> . . . . .	56
16	Decomposição de uma imagem sintética utilizando a <i>wavelet à trous</i> com base $B_3$ -spline. (a) Imagem original artificialmente contaminada e utilizando 3 visadas. (b) Primeiro nível de decomposição <i>wavelet</i> . (c) Segundo nível de decomposição <i>wavelet</i> . . . . .	57
17	Função <i>wavelet</i> Gabor dada na Equação (3.18). (a) Superfície gerada pela função <i>wavelet</i> Gabor. (b) Imagem representando a parte real da referida função. . . . .	58
18	A função Chapéu Mexicano. Função $\psi_s(t)$ para escalas $s = 1, 2, 3$ e 4. . . . .	59
19	A função Chapéu Mexicano 2-D. (a) Superfície gerada pela parte real da função $\psi(ax)$ com $a = 0,02$ . (b) Imagem representando a parte real da referida função. . . . .	60
20	Distâncias e orientações utilizadas no cálculo da matriz de co-ocorrência. . . . .	61
21	Exemplo do cálculo da GLCM. (a) Imagem original. (b) Matriz de frequências absolutas (GLCM) obtida usando a Equação (3.25) com $d = 1$ . (c) Matriz de frequências relativas (GLCM normalizada) determinada utilizando a Equação (3.29). . . . .	62
22	Ilustração dos atributos de textura. (a) Imagem D5 pertencente ao álbum de Brodatz com alto contraste. (b) Imagem D49 com baixo contraste. (c) Imagem D106 pertencente ao álbum de Brodatz com baixa correlação. (d) Imagem D106 rotacionada de $90^\circ$ , com alta correlação. . . . .	63
23	Imagem das matrizes de co-ocorrências com $q = 0$ e $d = 1$ . (a) Matriz de co-ocorrência da imagem D49 do álbum de Brodatz. (b) Matriz de co-ocorrência da imagem D5. (c) Matriz de co-ocorrência da imagem D106. . . . .	63

24	Gráficos ilustrativos dos atributos de textura da imagem D49 do álbum de Brodatz mostrada na Figura 22(b), com GLCM a zero grau. (a) Gráfico do contraste versus ângulo de rotação da imagem. (b) Gráfico da dissimilaridade versus ângulo de rotação da imagem. O quadrado azul representa o ponto em que o atributo atinge o valor mínimo. . . . .	65
25	Gráficos ilustrativos dos atributos de textura da imagem D49 do álbum de Brodatz mostrada na Figura 22(b), com GLCM a zero grau. (a) Gráfico da entropia versus ângulo de rotação da imagem. (b) Gráfico da homogeneidade versus ângulo de rotação da imagem. O quadrado azul representa o ponto em que o atributo atinge o valor máximo no caso da homogeneidade e o mínimo para a entropia. . . . .	65
26	Exemplo do cálculo da unidade de textura para uma vizinhança $3 \times 3$ . (a) Vizinhança da imagem. (b) Cálculo do valor de cada $e_i$ utilizando a Equação 3.39. (c) Ordenação da vizinhança. . . . .	67
27	Alteração do espectro de textura segundo o valor da simetria geométrica. (a) Imagem D18 pertencente ao álbum de Brodatz. (b) Imagem D18 rotacionada de $180^\circ$ . (c) Imagem D106 pertencente ao álbum de Brodatz. (d) Imagem D106 rotacionada de $180^\circ$ . . . . .	68
28	Alteração do espectro de textura segundo o valor do grau de direção. (a) Imagem D49 pertencente ao álbum de Brodatz. (b) Imagem D49 rotacionada de $90^\circ$ . (c) Imagem D31 pertencente ao álbum de Brodatz. (d) Imagem D31 rotacionada de $90^\circ$ . . . . .	68
29	Algoritmo para estimativas da direção do vento em imagens SAR usando a transformada rápida de Fourier. . . . .	71
30	Algoritmo para estimativas da direção do vento em imagens SAR usando transformada <i>wavelet</i> Haar. . . . .	73
31	Exemplos de <i>streaks</i> sobre a superfície do oceano. Setas vermelhas ilustram os gradientes e as setas azuis a direção do vento. . . . .	74
32	(a) Gráfico da razão de polarização ( <i>PR</i> ) dos modelos da banda C em função do ângulo de incidência. (b) Gráfico do NRCS em função da direção do vento para polarização HH e polarização VV com a velocidade do vento entre 5 m/s e 25 m/s. . . . .	79
33	Metodologia proposta de estimação da direção do vento usando FFT. . . . .	80

34	Reta (azul) conectando os picos espectrais (vermelho) da transformada de Fourier em 4 sub-cenas na imagem SAR do dia 29/09/2006. . . . .	81
35	Metodologia proposta para estimação da direção do vento usando FFT com transformada <i>wavelet</i> . Os algoritmos propostos (centro e topo) para estimação de direção de vento estão destacados em azul. . . . .	82
36	Algoritmo da transformada <i>wavelet</i> Gabor. . . . .	83
37	Processamento da imagem pela transformada <i>wavelet</i> Gabor. (a) Imagem SAR original $I(x,y)$ . (b) Imagem das direções dominantes das <i>streaks</i> induzidas pelo vento sobre a superfície do oceano. . . . .	84
38	Processamento da imagem pela transformada <i>wavelet</i> Chapéu Mexicano. (a) Imagem SAR original. (b) Imagem das direções dominantes das <i>streaks</i> induzidas pelo vento sobre o oceano. . . . .	84
39	Imagens do álbum de Brodatz para avaliação do <i>LPI</i> . . . . .	85
40	Algoritmo proposto para extração de padrões lineares usando análise de textura. . . . .	86
41	Processo de cálculo da matriz de co-ocorrência para um conjunto de ângulos de rotações aplicados à imagem. . . . .	87
42	Vetores de direção do vento de 3 diferentes Imagens SAR: (a-c) imagem SAR RADARSAT-1, em 29 de setembro 2006, (d-f) imagem ALOS PALSAR, em 20 de julho de 2007 e (g-i) imagem ASAR ENVISAT, em 01 de fevereiro de 2005. As setas brancas indicam os valores de referência, dados pelo QuikSCAT em todas as imagens; as cores associadas a cada método aparecem na legenda de cada imagem. . . . .	90
43	Comparação entre QuikSCAT (abscissa) e os métodos baseados em imagem SAR (ordenada) para dois conjuntos de dados: (a, c, e, g) após remoção dos dados de baixa confiabilidade (células de chuva) do QuikSCAT e (b, d, f, h) regiões com velocidade do vento menor do que 10 m/s; o método proposto difere em suas decomposições <i>wavelets</i> . . . . .	94
44	Comparação dos resultados estimados da velocidade do vento (ordenada) e os obtidos pelo escaterômetro embarcado no QuikSCAT (abscissa). (a, c, e) Direção do vento estimada pelo método proposto utilizando <i>wavelet à trous</i> com função de base $B_3$ -spline. (b, d, f) Direção do vento estimada pelo método proposto utilizando a <i>wavelet</i> Chapéu Mexicano. . . . .	97

45	Gráfico de dispersão e reta de regressão linear dos resultados experimentais do algoritmo proposto com análise de textura, sem o uso da transformada <i>wavelet</i> Gabor, para imagens sintéticas do Experimento 2. . . . .	99
46	Gráfico de dispersão e reta de regressão linear dos resultados experimentais do algoritmo proposto com análise de textura, sem o uso da transformada <i>wavelet</i> Gabor, para imagens sintéticas do Experimento 3. . . . .	100
47	Gráfico de dispersão e reta de regressão linear dos resultados experimentais do algoritmo proposto com análise de textura utilizando a transformada <i>wavelet</i> Gabor para imagens sintéticas. (a, b) Imagens contidas no Experimento 1. (c, d) Imagens contidas no Experimento 2. (e, f) Imagens do Experimento 3. . . .	102
48	Imagem do álbum de Brodatz e sua matriz de co-ocorrência. (a) Imagem original. (b) Visualização da matriz de co-ocorrência da imagem original. (c) Visualização da matriz de co-ocorrência dos coeficientes da transformada <i>wavelet</i> Gabor. . . . .	104
49	Resultados para imagens simuladas. (a, d, g) Imagens sintéticas contaminadas artificialmente com ruído <i>speckle</i> . (b, e, h) Coeficientes da transformada <i>wavelet</i> Gabor. (c, f, i) Direções das <i>streaks</i> estimadas. Setas em cor magenta representam as direções estimadas pelo algoritmo textura Gabor. . . . .	106
50	Direções estimadas usando o algoritmo proposto análise de textura Gabor em imagens SAR utilizando $\sigma_x = 60$ e $\sigma_y = 30$ . (a) Imagem ALOS PALSAR, 25 de julho de 2009. (b) Coeficientes da transformada <i>wavelet</i> Gabor. (c) Direções de vento estimadas. (d) Imagem ALOS PALSAR, 20 de julho de 2007. (e) Coeficientes da transformada <i>wavelet</i> Gabor. (f) Direções de vento estimadas. (g) Imagem SAR RADARSAT-1, 29 de setembro de 2006. (h) Coeficientes da transformada <i>wavelet</i> Gabor. (i) Direções do vento estimadas. Setas de cor preta indicam a direção dada pelo QuikSCAT, enquanto as setas de cor magenta são relativas às direções estimadas pelo método textura Gabor. . . . .	107
51	Gráfico de dispersão para comparação entre os dados do escaterômetro QuikSCAT (abscissa) e o algoritmo proposto textura Gabor (ordenada) para imagens SAR reais. Dados do QuikSCAT, indicando regiões com chuva, são sinalizadas em caixas azuis como dados rejeitados. . . . .	108

52	Histograma de medidas <i>LPI</i> calculado para imagens sintéticas, definidas na Seção 2.10.1 e exibidas na Figura 9, com diferentes desvios padrões da transformada <i>wavelet</i> Gabor. (a) Histograma considerando todas as imagens. (b) Histograma para as imagens em que $\sigma_y = 30$ . . . . .	110
53	Histograma de medidas <i>LPI</i> calculado para imagens sintéticas, definidas na Seção 2.10.1 e exibidas na Figura 10, com diferentes desvios padrões da transformada <i>wavelet</i> Gabor. (a) Histograma considerando todas as imagens. (b) Histograma para as imagens em que $\sigma_y = 35$ . . . . .	110
54	Gráficos para o <i>LPI</i> e direções estimadas em imagens SAR simuladas e reais com diferentes desvios padrões da transformada <i>wavelet</i> Gabor. (a, b) Imagem simulada definida na Seção 2.10.1 contaminada com ruído <i>speckle</i> com padrões lineares visíveis a $105^\circ$ . (c) Imagem SAR adquirida em 29 de novembro de 2005.	111

---

## Lista de Tabelas

---

1	Faixas de velocidade de vento. . . . .	24
2	Principais bandas dos sensores de microondas. . . . .	32
3	Exemplos de sistemas orbitais. . . . .	34
4	Principais características do sensor RADARSAT-1/SAR. . . . .	36
5	Principais características do sensor ALOS/PALSAR e modos de imageamento. . . . .	38
6	O conjunto de imagens SAR utilizado nos testes. . . . .	48
7	O número de sub-cenas nas imagens SAR utilizadas nos testes. . . . .	48
8	Atributos do espectro de textura para imagens de Brodatz e seus respectivos <i>LPIs</i> . . . . .	85
9	Identificação dos métodos abordados. . . . .	89
10	Comparação dos resultados da direção do vento dos métodos com as medidas do QuikSCAT. . . . .	92
11	Parâmetros estatísticos dos gráficos de dispersão mostrados na Figura 43. . . . .	95
12	Parâmetros estatísticos dos gráficos de dispersão mostrados na Figura 44. . . . .	96
13	Parâmetros estatísticos dos resultados do algoritmo proposto que utiliza análise de textura, sem o uso da transformada <i>wavelet</i> Gabor. . . . .	100
14	Parâmetros estatísticos para comparação dos resultados do algoritmo proposto com análise de textura usando a transformada <i>wavelet</i> Gabor. . . . .	101
15	Parâmetros estatísticos de comparação entre análise de textura utilizando o filtro de Lee e número de <i>looks</i> . . . . .	103
16	Resultado experimental para as imagens de Brodatz. . . . .	104
17	Parâmetros estatísticos para comparação dos algoritmos. . . . .	105
18	Valores médios de <i>LPI</i> para imagens sintéticas a partir da equação de Stokes (Equação (2.6)). . . . .	109



19	Tabela dos coeficientes do modelo CMOD4. . . . .	125
20	Fator residual para CMOD4. . . . .	125
21	Os coeficientes do modelo CMOD-IFR2. . . . .	126
22	Os coeficientes do modelo CMOD5. . . . .	126

---

## Lista de Siglas

---

ALOS	Advanced Land Observing Satellite
AVNIR-2	Advanced Visible and Near Infrared Radiometer type 2
ASAR	Advanced Synthetic Aperture Radar
CMOD	C-band Models
DFT	Discret Fourier Transform
DT	Direct Transmission
DRTS	Data Relay and Tracking Satellite
ECMWF	European Centre for Medium Range Weather Forecasts
ENVI	Environment for Visualizing Images
ERS	European Remote Sensing
ESA	European Space Agency
FBD	Fine Beam Dual Polarization
FBS	Fine Beam Single Polarization
FFT	Fast Fourier Transform
GLCM	Gray-Level Co-occurrence Matrix
HH	Polarização do tipo Horizontal - Horizontal
HV	Polarização do tipo Horizontal - Vertical
JAROS	Japan Resources Observation System Organization
JAXA	Japan Aerospace Exploration Agency
LG	Local Gradient
MSE	Mean Square Error
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
NRCS	Normalized Radar Cross Section
PALSAR	Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar
PRISM	Panchromatic Remote-sensing Instrument for Stereo Mapping
PR	Ratio Polarization
PLR	Polarimetric Mode
RADAR	Radio Detection and Ranging
RCS	Radar Cross Section

REM	Radiação Eletromagnética
RMSE	Root Mean Square Error
RN	Rio Grande do Norte
RSS	Remote Sensing Systems
SAR	Synthetic Aperture Radar
TS	Texture Spectrum
UTC	Coordinated Universal Time
UTM	Universal Transversa de Mercator
UWT	Undecimated Wavelet Transforms
VV	Polarização do tipo Vertical - Vertical
VH	Polarização do tipo Vertical - Horizontal
WB	Wide Beam ScanSAR Mode
WT	Wavelet Transform

---

## Lista de Símbolos

---

$\mathbf{x}$	Notação vetorial
$\mathbf{X}$	Notação matricial
$\mu$	Média
$\lambda$	Comprimento de onda
$\sigma_o$	Normalized Radar Cross Section (NRCS)
$AvStdM$	Média dos desvios padrões das médias das seções transversais
$C$	contraste
$DD$	Grau de direção
$E$	Energia
$GS$	Simetria geométrica
$H$	Homogeneidade
$LPI$	Linear Pattern Identifier
$MStdM$	Máximo dos desvios padrões das médias das seções transversais
$\omega$	Frequência
$R$	Correlação
$RMSE$	raiz do erro quadrático médio

---

# Sumário

---

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>23</b>
1.1	Justificativa . . . . .	26
1.2	Objetivos . . . . .	27
1.3	Apresentação da tese . . . . .	28
1.4	Produção científica e contribuições . . . . .	29
<b>2</b>	<b>MATERIAIS</b>	<b>30</b>
2.1	O espectro de microondas . . . . .	30
2.2	Sistemas de radar . . . . .	33
2.3	O sistema RADARSAT-1 . . . . .	34
2.4	O sistema ENVISAT . . . . .	36
2.5	O sistema de imageamento ALOS . . . . .	36
2.6	Imageamento dos oceanos por SAR . . . . .	38
2.7	O satélite QuikSCAT . . . . .	39
2.8	Estrutura de dados do QuikSCAT . . . . .	41
2.9	Localização da área imageada . . . . .	41
2.10	Imagens sintéticas e reais . . . . .	43
2.10.1	Imagens sintéticas . . . . .	43
2.10.2	Imagens SAR reais . . . . .	46
2.10.3	Imagens do álbum de Brodatz . . . . .	49
2.11	Conclusões do capítulo . . . . .	50

<b>3</b>	<b>FERRAMENTAS MATEMÁTICAS</b>	<b>51</b>
3.1	Transformada de Fourier . . . . .	51
3.2	A transformada rápida de Fourier (FFT) . . . . .	53
3.3	Transformada <i>wavelet</i> . . . . .	53
3.3.1	A transformada <i>wavelet à trous</i> . . . . .	55
3.3.2	A transformada <i>wavelet</i> Gabor . . . . .	57
3.3.3	A transformada <i>wavelet</i> Chapéu Mexicano . . . . .	58
3.4	A matriz de co-ocorrência de níveis de cinza . . . . .	60
3.4.1	Atributos de textura . . . . .	62
3.5	O espectro de textura . . . . .	66
3.5.1	As características de textura baseadas no espectro . . . . .	67
3.6	Conclusões do capítulo . . . . .	69
<b>4</b>	<b>METODOLOGIAS PARA EXTRAÇÃO DOS CAMPOS DE VENTO</b>	<b>70</b>
4.1	Extração da direção do vento em imagens SAR . . . . .	70
4.1.1	Método baseado na transformada de Fourier . . . . .	71
4.1.2	Método <i>wavelet</i> WDWaT . . . . .	71
4.1.3	O método do gradiente local . . . . .	74
4.2	Estimativa da velocidade do vento . . . . .	76
4.2.1	Razão de polarização . . . . .	77
4.3	Conclusões do capítulo . . . . .	79
<b>5</b>	<b>METODOLOGIAS PROPOSTAS</b>	<b>80</b>
5.1	Abordagem baseada em transformadas . . . . .	80
5.2	A medida LPI . . . . .	84
5.3	Abordagem baseada em textura . . . . .	86
5.4	Conclusões do capítulo . . . . .	88

<b>6</b>	<b>RESULTADOS EXPERIMENTAIS</b>	<b>89</b>
6.1	Estimativa da direção do vento utilizando método baseado em transformadas de imagens . . . . .	89
6.2	Direção do vento determinada por textura . . . . .	98
6.2.1	Imagens sintéticas . . . . .	98
6.2.2	Imagens de Brodatz . . . . .	103
6.2.3	Imagens SAR simuladas e reais . . . . .	105
6.3	Análise da medida <i>LPI</i> . . . . .	108
6.4	Análise do custo computacional . . . . .	112
6.5	Conclusões do capítulo . . . . .	113
<b>7</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS</b>	<b>115</b>
7.1	Conclusão . . . . .	115
7.2	Trabalhos futuros . . . . .	117
	<b>Referências Bibliográficas</b>	<b>118</b>
	<b>Apêndice A Modelos da banda C</b>	<b>125</b>
A.1	Coefficientes do Modelo CMOD4 . . . . .	125
A.2	Os coeficientes do modelo CMOD-IFR2 . . . . .	126
A.3	Os coeficientes do modelo CMOD5 . . . . .	126
	<b>Apêndice B Pseudocódigos</b>	<b>127</b>
B.1	Algoritmo análise de textura . . . . .	127
B.2	Algoritmo baseado em transformadas . . . . .	128
B.3	Algoritmo wavelet Gabor . . . . .	128

# INTRODUÇÃO

---

As imagens oceânicas adquiridas pelos sensores orbitais, como por exemplo, o Radar de Abertura Sintética (SAR, do inglês *Synthetic Aperture Radar*) a bordo do satélite RADARSAT-1, permitiram grandes avanços nos estudos dos oceanos. Os satélites tornaram-se fundamentais para estes estudos devido a dificuldade de instalar e manter sensores nos mesmos. Os dados obtidos com o escaterômetro QuikSCAT, por exemplo, estão disponíveis na web<sup>1</sup> em escala global.

O problema da determinação da direção do vento utilizando imagens SAR é abordado na literatura de diversas formas. Portabella, Stoffelen & Johannessen (2002) propõem recuperar os vetores de vento por meio da combinação de dados SAR e modelos de previsão numérica de tempo, como um método de inversão ideal para melhorar a estimativa de vetores de vento SAR. Os autores consideraram em seu trabalho que os ventos baixos possuem velocidades menores do que 7 m/s, quando decorrentes de campos de vento de imagens SAR do satélite ERS-2<sup>2</sup>.

Cameron *et al.* (2006) combinaram dados procedentes de escaterômetros e SAR para caracterizar parques eólicos e sua produção de energia potencial em torno de áreas costeiras. Estudos sobre a exploração do vento como potencial energético têm mostrado, que o seu aproveitamento depende do conhecimento pormenorizado de suas características, sobre a área onde serão implantadas as fazendas eólicas (SILVA *et al.*, 2002). A investigação de Cameron *et al.* (2006) incluiu o método de Portabella, Stoffelen & Johannessen (2002) como um esquema alternativo para a recuperação de vetores de vento de retroespalhamento SAR, usando uma abordagem Bayesiana para combinar estes vetores e dados de previsão do tempo. O método provou ser adequado para ventos classificados como moderados e altos, em que a faixa de velocidade, de acordo com Girard-Ardhuin *et al.* (2005), excedia 11 m/s.

Os sistemas de monitoramento de derramamento de óleo utilizam imagens SAR dos oceanos para extrair vetores de vento na superfície dos mesmos. A partir da direção do vento

---

<sup>1</sup>World Wide Web (que em português significa, "Rede de alcance mundial"; também conhecida como Web e www) é um sistema de documentos em hipermídia que são interligados e executados na Internet.

<sup>2</sup>Satélite Europeu de sensoriamento remoto que foi lançado em Abril de 1995. O ERS-2 fez ao longo dos anos, 1995-1998, o trabalho iniciado pelo satélite ERS-1



é possível calcular sua velocidade, que influencia na visibilidade por satélites de manchas na superfície do mar (BREKKE; SOLBERG, 2005). Solberg, Brekke & Husøy (2007) observaram em seu trabalho uma alta probabilidade de manchas falsas em regiões cuja velocidade do vento era inferior a 5 m/s. Esta análise também relatou menos manchas escuras em áreas de baixos ventos locais, quando a velocidade estava na faixa de 5 e 10 m/s. Pavlakis, Siebert & Alexandry (1996) relataram que, sob condições de baixa velocidade de vento, faixa de 3 a 7 m/s, derramamentos de petróleo podem produzir sinais detectáveis no contraste do retroespalhamento do radar. Estes autores assumem que os ventos moderados estão dentro do intervalo de 7 m/s a 13 m/s e ventos fortes estão acima de 13 m/s. Com base nos estudos disponíveis na literatura citada, assumimos nesta tese, as seguintes faixas de velocidade de vento: baixa de 3 a 7 m/s (PAVLAKIS; SIEBERT; ALEXANDRY, 1996; SOLBERG; BREKKE; HUSØY, 2007); moderada de 7 a 10 m/s (BREKKE; SOLBERG, 2005); alta para velocidades maiores do que 10 m/s (FICHAUX; RANCHIN, 2002; PAVLAKIS; SIEBERT; ALEXANDRY, 1996). A Tabela 1 apresenta um resumo das faixas de vento utilizadas na literatura e a adotada nesta tese.

Tabela 1 – Faixas de velocidade de vento.

Baixa	Moderada	Alta	Referência
3 a 7 m/s	7 a 13 m/s	> 13 m/s	(PAVLAKIS; SIEBERT; ALEXANDRY, 1996)
4 a 10 m/s		> 10 m/s	(FICHAUX; RANCHIN, 2002)
4 a 11 m/s		> 11 m/s	(MONALDO <i>et al.</i> , 2005)
3 a 7 m/s	7 a 10 m/s	> 10 m/s	<b>Faixa adotada</b>

Segundo Brekke & Solberg (2005) os filmes naturais são indistinguíveis dos derrames de petróleo se a faixa de velocidades do vento está fora do intervalo de 3 a 10 m/s. Com isso a faixa de velocidade de vento de 3 a 10 m/s se mostra ideal para a classificação de manchas escuras no oceano e decorre daí a importância de uma precisa estimativa dos vetores de vento nesta faixa. Nesta tese, uma importante contribuição é a estimativa da direção do vento, a partir de imagens SAR, em regiões com velocidade de vento entre 3 e 10 m/s.

Padrões lineares imageados em resoluções espaciais superiores a 400 m estão geralmente associados às raias (*streaks*) induzidas pelo vento ou rolos atmosféricos, que são visíveis em imagens SAR dos oceanos (HORSTMANN; KOCH, 2005). Segundo Horstmann & Koch (2005) estas *streaks* estão muito bem alinhadas com a direção média do vento de superfície. Fichaux & Ranchin (2002) estimaram a orientação de *streaks* de vento a partir de imagens SAR, utilizando um método de domínio espectral. A metodologia de estimação consiste na aplicação de uma transformada de Fourier janelada para obter os coeficientes *wavelets* a partir de uma imagem de radar para recuperar a direção do vento. Esta abordagem espectral utiliza a

transformada rápida de Fourier (FFT, do inglês, *Fast Fourier Transform*) para procurar a direção dominante das *streaks* induzidas pelo vento. Essas indicações são determinadas pela direção da reta que liga os máximos do espectro de Fourier calculado na imagem de coeficientes *wavelets à trous* do segundo nível de decomposição (FICHAUX; RANCHIN, 2002).

Du, Vachon & Wolfe (2002) propuseram outra abordagem por *wavelets* que assume a direção do vento como sendo paralela à direção das *streaks*. Este método de recuperação da direção do vento descreve quantitativamente as *streaks* na imagem SAR, através de informações de textura. Tais informações são detectadas a partir dos coeficientes *wavelets* verticais, dentro de uma decomposição decimada da *wavelet* Haar (STRANG; NGUYEN, 1996). Além disso, estes autores sugerem em seu trabalho que diferentes funções de base *wavelet* podem levar a resultados aproximadamente similares.

Uma abordagem alternativa para estimação da direção do vento em imagens SAR consiste em recuperar parâmetros de vento utilizando algoritmos no domínio espacial (ZECCHETTO; DE BIASIO, 2002; CECCARELLI *et al.*, 2008). Um dos métodos mais utilizado na literatura é o método do gradiente local (LG do inglês, *Local Gradient*) que consiste em recuperar a direção do vento, usando informação espacial de gradientes locais derivados das imagens de amplitude suavizadas (KOCH, 2004). De acordo com Ceccarelli *et al.* (2008), o algoritmo LG é menos eficiente e tende a falhar em áreas caracterizadas por campos de vento de baixa velocidade (velocidades menores do que 10 m/s), em que as estimativas tendem a ser não significativamente homogêneas, isto é, indicando direções erradas.

Ceccarelli *et al.* (2008) propuseram uma abordagem baseada em análise de textura para a detecção da direção do vento nos oceanos e mostraram resultados que são mais robustos à presença do ruído *speckle*, do que algoritmos padrões e otimizados como o LG. Este método explora as vantagens dos métodos espectrais e o gradiente local, usando uma metodologia baseada em filtragem localizada, combinando os domínios espacial e de frequência. A proposta consiste em extrair a orientação preferencial de padrões de textura na imagem SAR, e não sua variação de energia.

As metodologias analisadas nesta tese consideram a estimativa da velocidade do vento a partir de imagens SAR, incluindo escaterômetros de modelos de recuperação do vento como o modelo da banda C (CMOD, do inglês, *C-Band Models*) e série de radares com polarização vertical (VV) no modo de transmitir e receber, que exigem uma imagem bem calibrada. Para esses modelos, a direção do vento é um parâmetro de entrada importante como atestam Du, Vachon & Wolfe (2002), Horstmann & Koch (2005), Monaldo *et al.* (2001), Zecchetto & DE BIASIO (2008), Leite *et al.* (2010) ao estimarem velocidades do

vento a partir de imagens SAR. Esta tese avalia estes algoritmos utilizando os resultados da velocidade do vento a partir de três modelos CMOD disponíveis na literatura, a saber: CMOD4 (STOFFELEN; ANDERSON, 1997), CMOD-IFR2 (GUITING; YIJUN; YIJUN, 2006) e CMOD5 (HERSBACH; STOFFELEN; HAAN, 2004) e os compara às medidas do QuikSCAT (escaterômetro da NASA).

Uma abordagem alternativa consiste em adotar a análise de textura baseada na matriz de co-ocorrência do nível de cinza (GLCM, do inglês, *Gray-Level Co-occurrence Matrix*), introduzida por Haralick (1979). A análise de textura muitas vezes envolve a extração de parâmetros estatísticos para a aplicação em segmentação da textura na imagem, análise de formas, estimativa de orientação e tarefas de inspeção, assim como classificação de imagens de radar.

As características de textura mais utilizadas na literatura são aquelas derivadas da matriz de co-ocorrência de níveis de cinza (GLCM, do inglês, *Gray-Level Co-occurrence Matrix*) (HARALICK, 1979; KANDASWAMY; ADJEROH; LEE, 2005), transformada *wavelet* Gabor (IDRISSA; ACHEROY, 2002; CECCARELLI *et al.*, 2008) e o espectro de textura (TS, do inglês, *Texture Spectrum*) (HE; WANG, 1991). Segundo Kandaswamy, Adjeroh & Lee (2005), para análise de imagens em sensoriamento remoto, os métodos baseados em GLCM representam a abordagem predominante. Este fato motivou a investigação de descritores derivados da GLCM como atributos para a estimativa de direção de padrões lineares a partir de imagens ruidosas texturizadas, incluindo ondas do mar simuladas e do álbum de Brodatz (BRODATZ, 2006). Essas imagens foram utilizadas para calibrar os métodos propostos baseados em análise de textura, e assim permitir a escolha de parâmetros adequados para a transformada *wavelet* Gabor e, desta forma, extrair as direções dos padrões lineares contidos nas imagens.

Uma novidade introduzida nesta tese consiste na estimação de direção do vento por análise de textura, em que os atributos da GLCM são extraídos dos coeficientes de detalhes oriundos da decomposição *wavelet* Gabor.

## 1.1 Justificativa

---

A automação de tarefas, especialmente aquelas de monitoramento remoto ambiental, tem se tornado cada vez mais importante e popular nas últimas décadas. Uma das principais aplicações dos sistemas de monitoramento é a utilização de imagens SAR na vigilância da costa marítima em relação ao derrame de óleo no mar. O monitoramento destes eventos por sistemas SAR vem

permitindo a coleta de dados e informações sobre a localização e as dimensões deste tipo de desastre em todo o mundo. Ferramentas como esta facilitam a atuação da salvaguarda marítima, em casos de limpeza dos oceanos, por ocasião de acidentes com derrames de óleo de grandes dimensões.

Nesta linha de pesquisa, a extração de campos de vento visa gerar dados que possam ser utilizados em aplicações meteorológicas, rastreamento e monitoramento de desastres ambientais, mapeamento de potencial eólico e mapeamento de regiões, dentre outras aplicações.

## 1.2 **Objetivos**

---

O objetivo geral deste trabalho é determinar a direção do vento na superfície do oceano, em região de costa e alto mar, a partir do processamento de imagens SAR oriundas dos satélites RADARSAT-1, ENVISAT e ALOS. A direção do vento será utilizada para determinar a velocidade do vento em modelos geofísicos. Os vetores de vento, isto é, a direção e a velocidade do vento são importantes para sistemas de monitoramento de manchas de óleo no mar por imagens de satélite (BREKKE; SOLBERG, 2005). Dentro deste contexto, esta tese propõe uma ferramenta auxiliar no monitoramento e controle de derrames de petróleo útil na detecção e no reconhecimento e que poderá ser utilizada em predição do deslocamento das manchas de óleo no mar. Dentre os objetivos específicos desta tese destacam-se:

- implementação de métodos de extração da direção do vento mais utilizados na literatura, com o objetivo de avaliar comparativamente os métodos propostos;
- avaliação da precisão da estimativa da direção do vento determinadas por meio de imagens SAR, comparando-a aos dados do escaterômetro QuikSCAT e aos métodos disponíveis na literatura;
- estimativa da velocidade do vento utilizando os dados de direção obtidos pelos métodos propostos;
- aplicação de técnicas de análise de textura na estimativa da direção do vento;
- proposta de uma medida de identificação de padrões lineares em imagens de textura sintéticas, imagens do álbum de Brodatz e imagens SAR simuladas e reais.

Neste trabalho, é proposta uma extensão com melhoria do método introduzido por Fichaux & Ranchin (2002) para detectar a direção do vento em imagens SAR. A proposta consiste

em estimar os campos de vento em região costeira e de alto mar, com velocidades entre 5 e 10 m/s, faixa esta considerada baixa segundo Fichaux & Ranchin (2002). Neste algoritmo, a imagem SAR corresponde à entrada que é decomposta usando as transformadas *wavelets* não decimadas Gabor, Chapéu Mexicano e *à trous* com função de base  $B_3$ -spline. Fichaux & Ranchin (2002) utilizaram a transformada *wavelet à trous* com função de base triangular, em que a informação espectral dos coeficientes *wavelets* era utilizada para localização de picos e extração da orientação das *streaks* de vento.

Nesta tese é proposta ainda uma nova medida, que visa identificar padrões lineares nas imagens em análise. É possível, com auxílio desta medida, estimar as direções dos padrões lineares, uma vez que a mesma previamente indica a presença ou ausência destes padrões na imagem ruidosa.

## 1.3 Apresentação da tese

---

Essa tese está organizada conforme a seguinte estrutura:

O Capítulo 2 provê uma revisão sobre radares de abertura sintética e descreve os tipos de sensores utilizados na pesquisa. Além disso, descreve o satélite QuikSCAT, os dados provenientes do mesmo e os tipos de imagens utilizadas neste trabalho.

O Capítulo 3 apresenta as principais ferramentas matemáticas utilizadas nos algoritmos propostos e implementados.

No Capítulo 4 são apresentadas as metodologias para extração de campos de vento disponíveis na literatura, assim como os modelos da banda C utilizados para estimativa da velocidade do vento. São abordados ainda métodos de extração da direção do vento, baseados nas transformadas de Fourier, *wavelet* e Gradiente Local.

O Capítulo 5 apresenta os algoritmos propostos para extração da direção do vento em imagens SAR e a medida para a detecção de padrões lineares.

O Capítulo 6 provê a comparação dos resultados obtidos dos algoritmos propostos com os dados do QuikSCAT. Um conjunto de dados composto de imagens de três sensores diferentes foi coletado e usado na estimativa da direção do vento. Os melhores resultados obtidos para a direção do vento são posteriormente utilizados nos modelos de velocidade do vento e estes comparados novamente com os dados do QuikSCAT.

O Capítulo 7 apresenta as conclusões deste trabalho. Além disso, são listadas algumas perspectivas de trabalhos futuros.

## 1.4 Produção científica e contribuições

---

Durante o desenvolvimento desta tese, foram publicados 2 artigos científicos sendo um deles em periódico internacional indexado ISI e outro em conferência internacional promovida pelo IEEE.

- 1 - LEITE, G. C.; USHIZIMA, D. M.; MEDEIROS, F. N. S.; LIMA, G. G. Wavelet Analysis for Wind Fields Estimation. **Sensors**, n. 10, Pg. 1-23, 2010. Disponível em <http://www.mdpi.com/1424-8220/10/6/5994/>
- 2 - MEDEIROS, F. N. S.; LEITE, G. C.; USHIZIMA, D. M.; FURTADO, D. R. Direction Estimation Using Texture Analysis. **IEEE XVIII International Congress of Electronic, Electrical and Systems Engineering**, Lima-Peru, Agosto, 2011. Pg. 1-8. ISBN 978-612-45345-2-2.

As contribuições desta tese são relacionadas como segue:

### 1- Teóricas - Metodológicas

- utilização das *wavelets* Gabor e Chapeú Mexicano na estimativa de direção do vento;
- aplicação e testes dos resultados obtidos em modelos empíricos da banda C;
- proposta de uma medida de detecção de padrões lineares;

### 2- Experimentais

- extensão da abordagem *wavelet* não decimada *à trous* incluindo a função de base  $B_3$ -spline;
- testes dos algoritmos com imagens simuladas de *streaks* de ventos a partir do modelo de Stokes (CRAIK, 2005) e do modelo introduzido por Tessendorf (2001).

---

## MATERIAIS

---

Os sensores ativos, que utilizam como fonte as microondas, são ferramentas importantes no imageamento da superfície terrestre. Os sensores ópticos passivos apresentam sérias limitações sob condições atmosféricas adversas, tais como nuvens, chuva, sombras de nuvens e a necessidade de fontes externas em sua iluminação. Os satélites que operam na faixa de microondas têm sido uma alternativa para otimizar os custos no monitoramento de extensas áreas oceânicas e costeiras, apresentando vantagens, quando comparados às observações localizadas em navios e aeronaves (BENTZ; POLITANO; GENOVEZ, 2005).

Apesar do oceano ser um meio tridimensional, a oceanografia por satélites considera parâmetros relativos à superfície do mar. Os parâmetros relativos aos fenômenos da superfície dos oceanos são detectados na faixa de microondas. Aplicações com microondas permitem extrair informações tais como: ventos de superfície (tema desta tese), presença de hidrocarbonetos, detecção de alvos (navios, plataformas de petróleo) e várias outras informações a respeito da camada oceânica superficial. Embora seja possível obter informação oceânica referente a dezenas de metros de profundidade, é desta lâmina milimétrica superficial do oceano que provém as informações no infravermelho e nas microondas (SOUZA, 2005).

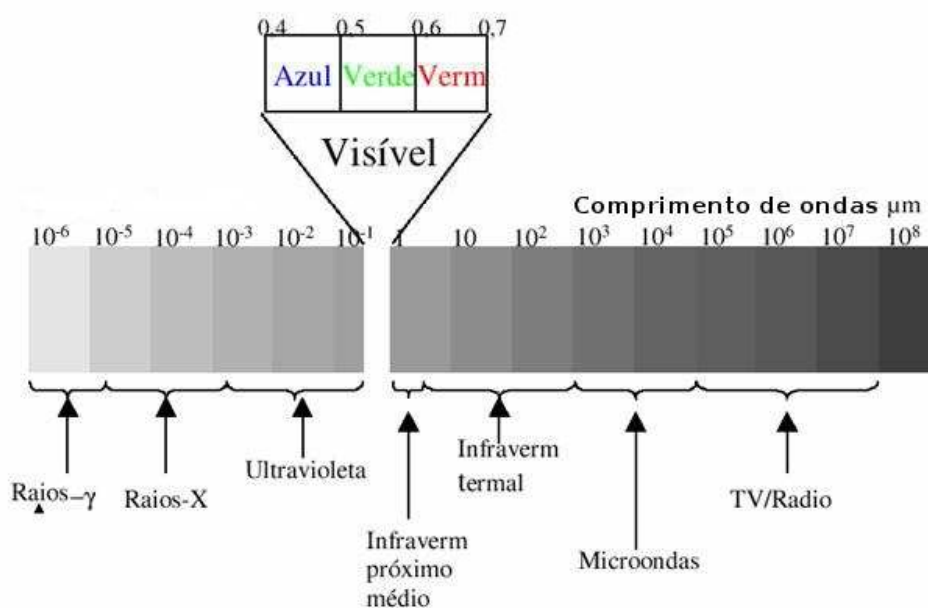
### 2.1 O espectro de microondas

---

A energia eletromagnética pode ser ordenada de maneira contínua em função de seu comprimento de onda ou de sua frequência, e tal disposição é denominada de espectro eletromagnético. O espectro eletromagnético se estende desde comprimentos de onda muito curtos associados aos raios cósmicos até as ondas de rádio de baixa frequência e grandes comprimentos de onda, como mostra a Figura 1.

Os radares utilizados em sensoriamento remoto emitem pulsos de radiação eletromagnética com comprimentos de onda de 1 cm a 1 m que se propagam a velocidade da luz. Estes pulsos são modificados pela superfície dos alvos e o sinal de retorno traz informações sobre a área imageada. Estas faixas de comprimento de ondas são denominadas bandas, que vão da banda *K*,

a qual tem o menor comprimento de onda, até a *P* com o maior comprimento de onda (SOLER, 2002 apud HENDERSON; LEWIS, 1998).



Fonte: imagem disponível em <http://www6.ufrgs.br/engcart/PDASR/rem.html>

Figura 1 – Espectro eletromagnético.

As microondas são radiações eletromagnéticas produzidas por sistemas eletrônicos (osciladores) e se estendem pela região do comprimento de onda de 1 mm ( $10^3 \mu\text{m}$ ) até cerca de 1 m ( $10^6 \mu\text{m}$ ), o que corresponde ao intervalo de frequência de 300 GHz a 300 MHz. Essa faixa é especialmente adequada para aplicações em sensoriamento remoto, pois neste intervalo as ondas eletromagnéticas sofrem pequena atenuação atmosférica, penetrando, portanto, facilmente nas nuvens e possibilitando o imageamento, mesmo sob condições de nebulosidade (SOLER, 2002 apud HENDERSON; LEWIS, 1998).

Os sistemas de radar a bordo de aeronaves ou satélites são ferramentas de extrema importância para a aquisição de dados sobre a superfície terrestre como a água, vegetação e o solo. Vale ressaltar a particular utilidade desses sistemas no imageamento dos oceanos devido a dificuldade que há em instalar e manter sensores na superfície do mar. Esses instrumentos são eficientes para a detecção de alvos escuros na superfície do mar devido à alta constante dielétrica da água, que torna a penetração do pulso eletromagnético em áreas oceânicas desprezível (SOLER, 2002 apud HENDERSON; LEWIS, 1998).

O radar imageador tem como princípio básico a emissão da radiação eletromagnética direcionada à superfície terrestre e na gravação de intensidade e tempo de retardo da energia retroespalhada (eco) pelo alvo na superfície (SOLER, 2002). Ondas eletromagnéticas pulsantes transportam esta informação e são descritas por: direção de propagação, amplitude,

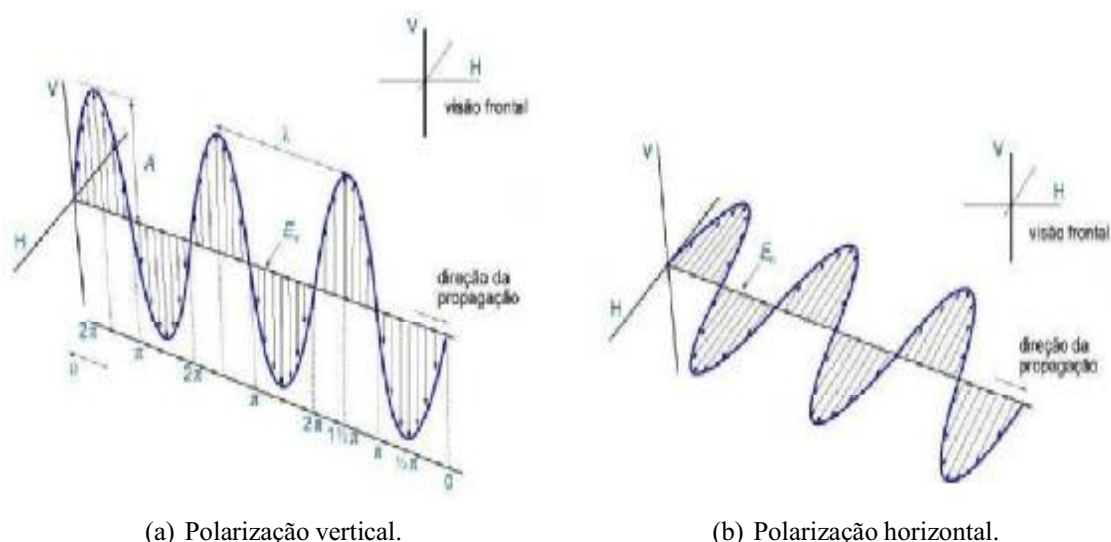


comprimento de onda ( $\lambda$ ) ou frequência ( $f$ ), polarização e fase. Os pulsos de radiação se propagam à velocidade da luz e possuem comprimentos de onda entre 1 cm e 100 cm (SOLER, 2002 apud HENDERSON; LEWIS, 1998). Quanto maior o comprimento de onda utilizado, maior é a penetrabilidade da onda em alvos (PRADO, 2009 apud JENSEN, 2005). A superfície modifica os pulsos de forma que o sinal de retorno carrega informações características do alvo. A capacidade do radar em obter informações está diretamente relacionada à quantidade e intensidade dos sinais refletidos pelo alvo. A Tabela 2 apresenta as principais bandas de imageamento utilizadas pelos sistemas de radar.

Tabela 2 – Principais bandas dos sensores de microondas.

Banda	Comprimento de Onda (cm)	Frequência (Ghz)
P	77 - 136	0,22 - 0,39
L	15 - 30	1,0 - 2,0
S	7,50 - 15	2,0 - 4,0
C	3,75 - 7,50	4,0 - 8,0
X	2,40 - 3,75	8,0 - 12,5
Ku	1,67 - 2,40	12,5 - 18,0
K	1,18 - 1,67	18,0 - 26,5

Fonte: adaptado de (HENDERSON; LEWIS, 1998).



Fonte: adaptado de Paradella *et al.* (2005)

Figura 2 – Tipos de polarização.

A aparência rugosa da imagem de um alvo depende das irregularidades de sua superfície em relação ao comprimento de onda ( $\lambda$ ) e ao ângulo de incidência ( $\theta$ ) da radiação que o ilumina (SOLER, 2002 apud HENDERSON; LEWIS, 1998). Portanto, é fundamental correlacionar as frequências definidas para o imageamento e a rugosidade dos alvos que se pretende imagear. A

Figura 2 ilustra a polarização da onda, que indica a orientação dos campos elétrico e magnético de uma onda eletromagnética. Os radares podem ter diferentes polarizações sendo as lineares HH, VV (que são ditas paralelas), HV e VH (cruzadas) as mais comuns, em que a primeira letra indica as polarizações do pulso emitido (H-horizontal e V-vertical) e a segunda a polarização do pulso captado pelo sensor (eco). Normalmente, associa-se a polarização de uma onda eletromagnética à orientação de seu campo elétrico (HENDERSON; LEWIS, 1998).

## 2.2 Sistemas de radar

Quando um alvo é iluminado pela radiação eletromagnética (REM) emitida pelo radar, parte dessa energia é refletida aleatoriamente. Essa reflexão aleatória é denominada de retroespalhamento e é condicionada por fatores intrínsecos ao alvo (rugosidade, geometria, propriedades dielétricas, etc.). A porção da energia que retorna ao sensor é denominada de eco (retroespalhamento), e sua intensidade define o parâmetro seção transversal do radar (PRADO, 2009 apud HENDERSON; LEWIS, 1998). Assim, a seção transversal do radar (RCS, do inglês, *Radar Cross Section*) representa a razão entre a potência retroespalhada e a potência incidente em uma determinada região. Por sua vez, o coeficiente de retroespalhamento ( $\sigma_o$ ) é a relação entre a seção transversal do radar ( $\sigma$ ) por unidade de área ( $A$ ) imageada no terreno, como definido por:

$$\sigma_o = \frac{\sigma}{A}. \quad (2.1)$$

Os sistemas de radar podem ser agrupados em imageadores e não imageadores. Dentre os sistemas imageadores mais comuns destacamos os radares de abertura sintética (SAR) de visada lateral, e entre os não imageadores destacam-se os escaterômetros<sup>1</sup> e os altímetros<sup>2</sup>. A Tabela 3 lista alguns dos satélites imageadores que estão atualmente na órbita da terra. Esta tese se concentra na faixa de microondas que é especialmente adequada para aplicações em sensoriamento remoto por possibilitar o imageamento mesmo sob condições ambientais adversas (ex. nebulosidade). Essa característica é de grande utilidade em ambientes tropicais, em decorrência da intensa cobertura de nuvens presentes nessas regiões em grande parte do ano (GENOVEZ, 2010).

A resolução do sistema SAR é dependente do comprimento da antena e neste caso a técnica de abertura sintética tem grande vantagem, pois simula uma antena de comprimento maior

<sup>1</sup>É um instrumento ativo que opera na banda de microondas e usa o espalhamento de Bragg como princípio básico.

<sup>2</sup>Instrumento usado para medir alturas ou altitudes, geralmente em forma de um barômetro destinado a registrar alterações da pressão atmosférica, que acompanham as variações de altitude.

que o real pela compensação coerente de cada sinal de retorno (SOLER, 2002). A resolução espacial é um importante parâmetro de imageamento dos sistemas de radares imageadores e pode ser definida como a menor distância em que se pode distinguir dois objetos, ou a distância entre os centros de dois ecos pontuais. Esse parâmetro define a mínima separação possível entre dois alvos pontuais, possibilitando a identificação individual desses objetos na imagem. Nos sistemas SAR, a resolução é independente na direção azimutal<sup>3</sup> ou na direção em *range*<sup>4</sup> (PRADO, 2009 apud JENSEN, 2005).

Tabela 3 – Exemplos de sistemas orbitais.

Espectro visível e infravermelho	Espectro de microondas	Ambos os espectros
LANDSAT	RADARSAT-2	ENVISAT
SPOT	ERS	ALOS
IKONOS	-	-
CBERS	-	-

## 2.3 O sistema RADARSAT-1

O sistema RADARSAT-1, ilustrado na Figura 3(a), foi desenvolvido sob a gerência da Agência Espacial Canadense (CSA) em cooperação com o governo e o setor privado canadense. O RADARSAT-1 foi construído para monitorar mudanças ambientais e características dos recursos naturais e foi lançado em 4 de novembro de 1995. Este satélite opera com radar SAR na banda C sendo capaz de cobrir toda a superfície terrestre. Possui parâmetros ajustáveis para atender a requisitos específicos de imageamento, dependendo do modo de operação do radar, além de adquirir e oferecer imagens com resolução espacial de 9 m em modo fino<sup>5</sup>. Com um período orbital de 100,7 min, circula a Terra 14 vezes por dia e sua órbita repete o caminho a cada 24 dias. Portanto, o satélite pode capturar imagens<sup>6</sup> de uma mesma região a cada 24 dias (Canadian Space Agency, 2005).

O RADARSAT-1 é equipado com sensor de abertura sintética, que emite microondas. O radar transmite e recebe sinais para capturar imagens de alta qualidade da Terra, noite e dia, em qualquer condição de tempo. Na Figura 3(b) é exibido um exemplo de imagem capturada pelo sensor SAR a bordo do satélite RADARSAT-1.

<sup>3</sup>Ao longo da trajetória de imageamento.

<sup>4</sup>Perpendicular à trajetória de imageamento.

<sup>5</sup>Modo de imageamento com ângulo de incidência variando entre 37° e 47°, 15 posições de imageamento e faixa imageada de 45 km.

<sup>6</sup>Relativo ao modo e posição de imageamento.

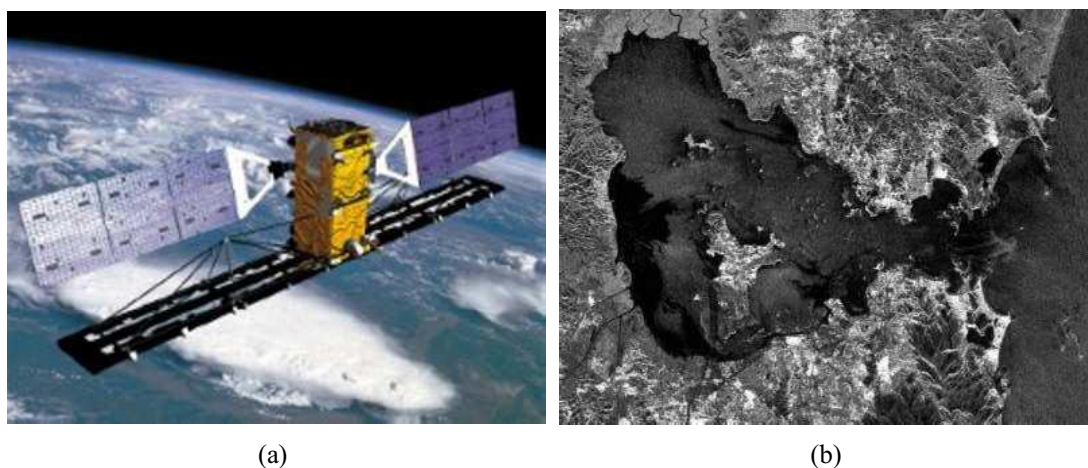
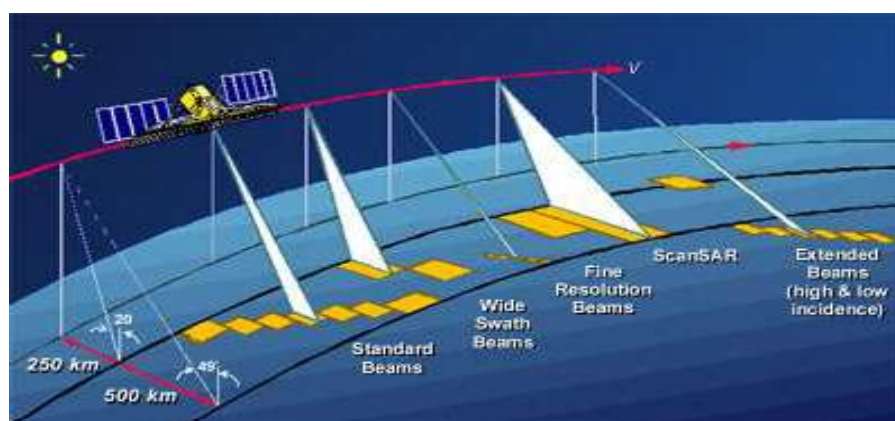


Figura 3 – (a) Satélite RADARSAT-1, na órbita da Terra (b) Imagem SAR, Baía de Guanabara no Rio de Janeiro (RJ).

O RADARSAT-1 é um satélite de visada lateral direita, significando que as microondas são transmitidas e recebidas pelo lado direito do satélite, relativo ao seu caminho orbital (HORSTMANN; KOCH, 2005). O satélite em órbita descendente a partir do polo Norte, captura imagens a Oeste, e quando está na órbita ascendente a partir do polo Sul, captura imagens na face Leste. Portanto, as localizações podem ser imageadas de lados opostos. O satélite tem várias possibilidades para gerar imagens de uma determinada localização, quando combina a órbita com os vários modos de imageamento permitidos, como ilustrado na Figura 4.



Fonte: imagem disponível em <http://www.asc-csa.gc.ca/eng/satellites/radarsat1>

Figura 4 – Diagrama dos modos de imageamento do sistema RADARSAT-1/SAR.

As principais características do sensor embarcado no RADARSAT-1 estão resumidas na Tabela 4. Este radar orienta o seu feixe usando a banda C em uma grande variedade de larguras de feixes e está disponível para capturar trechos de 45 a 500 km, com um intervalo de 8 a 100 m de resolução e ângulos de incidência de  $10^\circ$  a  $60^\circ$ . Estas imagens podem ser enviadas em tempo real para estações de recepção ou armazenadas no gravador de bordo, para depois serem

Tabela 4 – Principais características do sensor RADARSAT-1/SAR.

SAR - Modos de Imageamento					
Modo de observação	FINE	STANDARD	WIDE	ScanSAR	EXTENDED
Comprimento de onda	Banda C (aproximadamente 5,6 cm)				
Polarização	HH				
Ângulo incidência (°)	37 - 47	20 - 49	20 - 45	20 - 49	52 - 58 10 - 22
Resolução (m)	8	30	30	50 100	18 - 27 30
Faixa imageada (km)	45	100	150	300 500	75 170
No. de posições de imageamento	15	7	3	2	3 1

Fonte: adaptado de (Canadian Space Agency, 2005).

enviadas para o centro de processamento no Canadá (SOLER, 2002).

## 2.4 O sistema ENVISAT

Em março de 2002 o satélite ENVISAT, ilustrado na Figura 5(a), foi lançado pela Agência Espacial Européia (ESA). Sua missão é prover medidas da atmosfera, do oceano, da terra e do gelo visando o monitoramento do aquecimento global, do grau de contaminação atmosférico e dos riscos de desastres naturais. Dentre os instrumentos a bordo do satélite ENVISAT, destacam-se o sensor óptico MERIS e o radar ASAR. As imagens nas Figuras 5(b) e 5(c) ilustram imagens destes sensores, respectivamente. Neste trabalho foram usadas somente imagens do sensor ASAR para a extração de direção do vento na superfície do oceano.

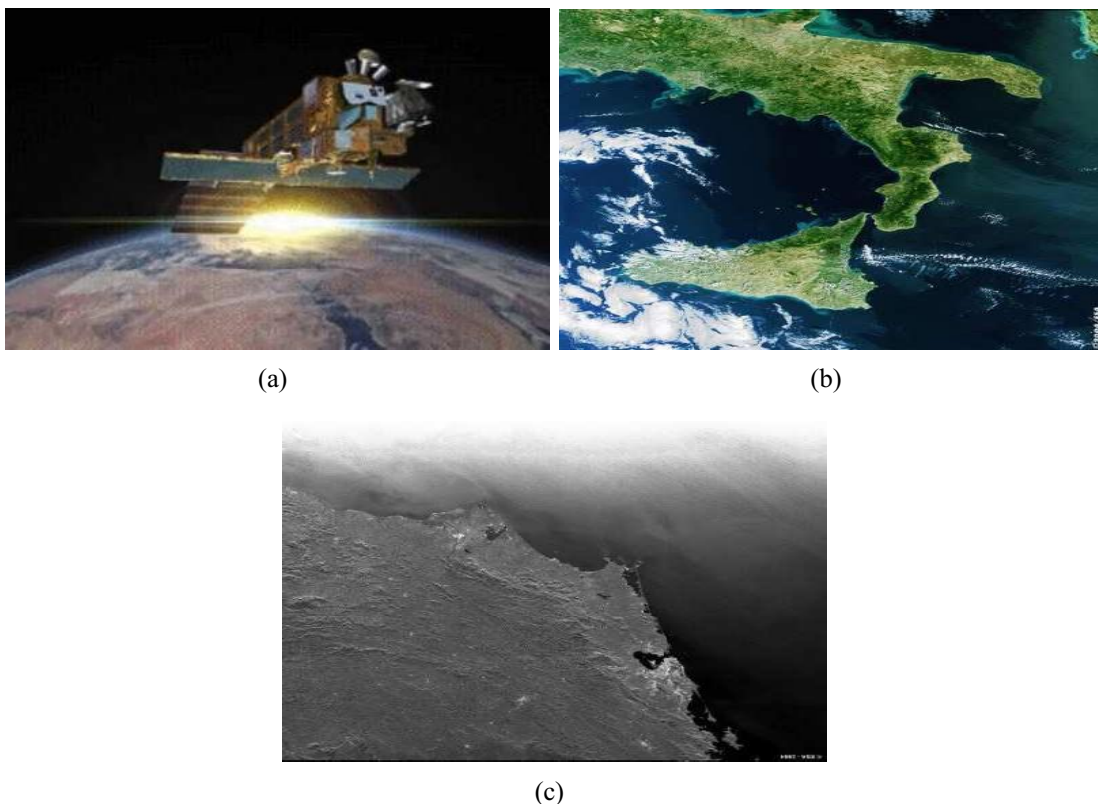
O sensor ASAR opera na banda C (5,34 GHz) com ambas as polarizações HH e VV. Possui resolução espacial entre 30 e 1000 m com uma cobertura que pode ultrapassar os 400 km, com ângulo de incidência variando de 15° a 30° (HORSTMANN; KOCH; LEHNER, 2004).

## 2.5 O sistema de imageamento ALOS

O satélite ALOS, desativado em 28 de abril de 2011, foi lançado em 24 de janeiro de 2006 pela Agência Espacial Japonesa (JAXA), possuindo três instrumentos imageadores: i) *Panchromatic Remote-sensing Instrument for Stereo Mapping* (PRISM), sensor com 2,5 m de

resolução espacial (uma banda pancromática) e que dispõe de três sistemas imageadores ópticos que permitem a geração de modelos digitais de terreno por estereoscopia; ii) *Advanced Visible and Near Infrared Radiometer type 2 (AVNIR-2)*, com 10 m de resolução espacial (três bandas no espectro visível e uma banda no IVP); e iii) *Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar (PALSAR)*, instrumento SAR multipolarizado que opera na banda L, com avançado sistema de radar para a captação de imagens através de microondas, e resolução espacial de até 10 m. O sensor PALSAR é um instrumento imageador SAR com ângulos de incidência que variam de  $9,7^\circ$  a  $50,8^\circ$ . O instrumento possui quatro modos básicos de imageamento: *Fine Beam Single Polarization (FBS)*, *Fine Beam Dual Polarization (FBD)*, *Polarimetric Mode (PLR)*, e *Wide Beam ScanSAR Mode (WB)*. Um quinto modo existente é o *Direct Transmission (DT)*, que permite imageamento semelhante ao modo FBD e transmissão direta via satélite de apoio (DRTS, do inglês, *Data Relay and Tracking Satellite*), sendo utilizado em ocasiões de eventos adversos (JAXA, 2008).

No modo FBS, o PALSAR pode operar com polarizações HH ou VV, gerando imagens com até 10 m de resolução espacial. No modo FBD, as opções de polarização disponíveis são HH/HV ou VV/VH, não sendo possível a combinação HH/VV. Operacionalmente, o modo FBS



Fonte: imagens disponíveis em <http://www.esa.int/esaCP/index.html>.

Figura 5 – (a) Satélite ENVISAT, na órbita da Terra. (b) Imagem ENVISAT, radar ASAR. Rio de Janeiro, 2003. (c) Imagem ENVISAT, sensor MERIS. Região Sul da Itália, 2003.

funciona com polarização HH e ângulo de incidência de  $34,3^\circ$  e o modo FBD com a combinação de polarização HH/HV e ângulo de incidência de  $34,3^\circ$ . Esses modos de operação permitem uma faixa imageada de  $70 \times 70$  km, com resolução espacial de  $10 \times 10$  m (FBS) e  $20 \times 20$  m (FBD) (JAXA, 2008).

O modo polarimétrico (PLR) produz imagens em quatro polarizações (HH/VV/HV/VH), com ângulos de incidência que podem variar de  $9,7^\circ$  a  $26,2^\circ$ . Operacionalmente, as aquisições polarimétricas são realizadas com ângulos de incidência de  $21,5^\circ$ , gerando uma faixa imageada de  $30 \times 30$  km, com resolução espacial de 30 m em alcance (*range*). O modo ScanSAR (WB) gera imagens em polarização simples (HH ou VV), com ângulos de incidência que podem variar de  $18,1^\circ$  a  $43,0^\circ$ , e com resolução espacial de 100 m (ROSENQVIST *et al.*, 2007). Na Tabela 5 são apresentadas as principais características referentes aos modos de imageamento do sensor ALOS/PALSAR. Neste trabalho, foram utilizados dados PALSAR imageados no modo ScanSAR.

Tabela 5 – Principais características do sensor ALOS/PALSAR e modos de imageamento.

<b>PALSAR - Modos de Imageamento</b>					
Modo de observação	FBS	FBD	ScanSAR	Polarimétrico	
Comprimento de onda	Banda L (aproximadamente 23 cm)				
Polarização	HH ou VV	HH+HV VV+VH	HH ou VV	HH+HV+VV+VH	
Ângulo incidência ( $^\circ$ )	8 - 60	8 - 60	18 - 36 (3 scans) 18 - 40 (3 scans) 18 - 43 (3 scans)	8 - 30	
	Range	10	20	100	30
Resolução ( <i>m</i> )	Azimuth	10 (2 visadas)	10 (2 visadas)	100	10 (2 visadas)
		20 (4 visadas)	10 (2 visadas)		20 (4 visadas)
Faixa imageada ( <i>km</i> )	70	70	250 (4 scans) 300 (4 scans) 350 (4 scans)	30	

Fonte: adaptado de (JAXA, 2008).

## 2.6 Imageamento dos oceanos por SAR

Os sensores SAR têm se mostrado cada vez mais úteis na caracterização remota de determinadas grandezas físicas dos mais diversos ambientes (GONÇALVES; GARCIA, 1996). No oceano, o retroespalhamento da superfície ocorre devido a rugosidade causada pela presença de pequenas ondas induzidas pelo vento com comprimento de onda entre 5 e 10 cm

(HORSTMANN; KOCH, 2005), que são denominadas de ondas capilares de gravidade.

Nas imagens de radar, o oceano é representado pela intensidade do sinal de retorno (eco) que é retroespalhado pela superfície do mar e detectado pelo sensor do radar. A rugosidade está diretamente relacionada à condição do vento local e a intensidade média do sinal de retorno é proporcional à rugosidade da superfície na escala de comprimento de onda emitido pelo radar (BREKKE; SOLBERG, 2005; GENOVEZ, 2010).

Os sensores SAR a bordo dos satélites, comentados neste capítulo, operam com ângulos de incidência de  $15^\circ$  a  $50^\circ$  e comprimento de onda de aproximadamente 5 cm, tornando o sensor sensível a estas ondas à medida que os pulsos de microondas emitidos entram em ressonância com os comprimentos de onda na superfície do oceano, associados ao vento, dotados de semelhante magnitude (GENOVEZ, 2010).

O mecanismo físico de espalhamento das microondas, que permite a detecção de fenômenos na superfície dos oceanos tais como manchas de óleo e ventos de superfície dentre outros, pode ser descrito pelo modelo de espalhamento de Bragg<sup>7</sup> que é definido segundo Horstmann & Koch (2005) por:

$$\lambda_b = \frac{\lambda_r}{2\sin\theta}, \quad (2.2)$$

em que  $\lambda_b$  denota o comprimento de onda do retroespalhamento de Bragg gerado pelo vento,  $\lambda_r$  é o comprimento de onda do pulso eletromagnético do radar e  $\theta$  é o ângulo de incidência local da radiação eletromagnética do sensor.

A rugosidade de pequena escala é fortemente influenciada pelo campo de vento local e portanto, permite com que o retroespalhamento do radar esteja empiricamente relacionado com o vento (HORSTMANN; KOCH, 2005).

## 2.7 O satélite QuikSCAT

---

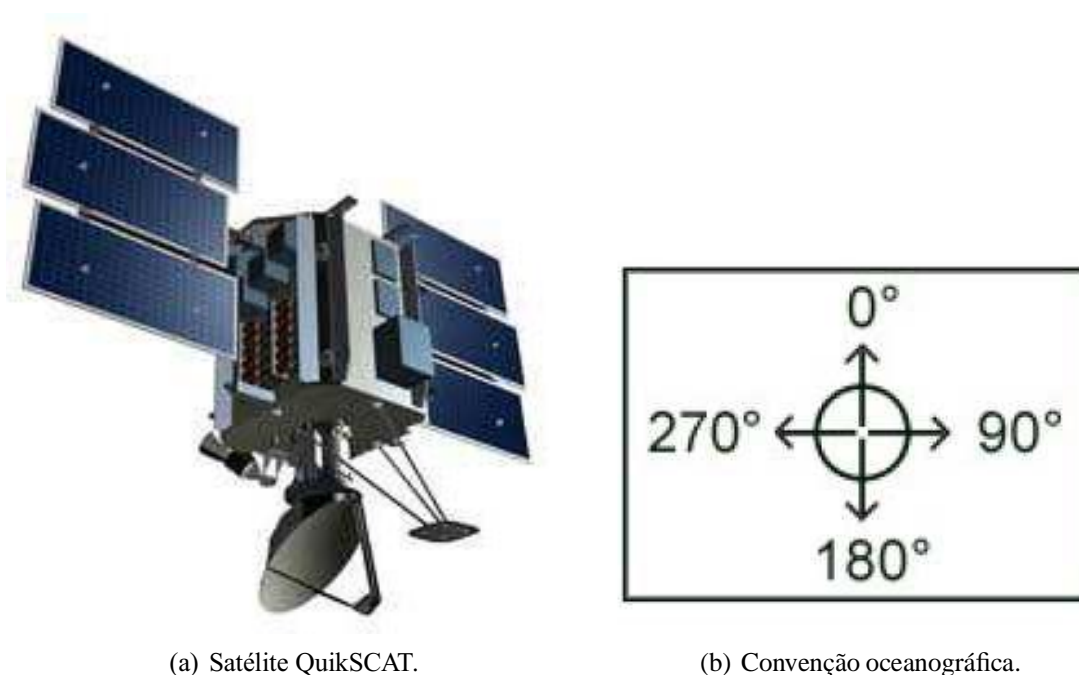
O satélite QuikSCAT, ilustrado na Figura 6(a), foi lançado em 19 de junho de 1999 e desativado em 19 de novembro de 2009. Os dados referentes às datas posteriores não estão disponíveis. Neste satélite estava embarcado o instrumento SeaWINDS, o qual obtém medidas da direção e velocidade do vento na superfície do oceano, aproximadamente 10 m acima do nível do mar, com resolução de 25 km. O erro de estimativa dessas medidas pelo QuikSCAT é da ordem de  $20^\circ$  para a direção do vento e 2 m/s para a velocidade, podendo variar devido a fatores que interferem nas medidas tais como a distância da costa, velocidade do vento

<sup>7</sup>Mecanismo físico em que as ondas decimétricas presentes na superfície do oceano interagem com o pulso eletromagnético do radar.



e condições atmosféricas (CHOISNARD *et al.*, 2007). A velocidade do vento obtida pelo QuikSCAT é referente a uma condição atmosférica estável e os dados de direção do vento seguem a convenção oceanográfica, como ilustrado na Figura 6(b), indicando o sentido para onde o vento vai (REMOTE SENSING SYSTEMS, 2009). Estes dados são usados como variáveis de entrada nos modelos da banda C para calcular a velocidade do vento.

O satélite QuikSCAT tem a bordo um instrumento conhecido por escaterômetro (SeaWINDS) que emite microondas nas bandas Ku e C com comprimento de onda  $\lambda = 2,1$  cm (REMOTE SENSING SYSTEMS, 2009). A absorção atmosférica nestas bandas é pequena e se deve majoritariamente ao vapor de água. O princípio fundamental para o funcionamento dos escaterômetros é a seção transversal de espalhamento por unidade de área  $\sigma_o$  comentado na Seção 2.2. Essa medida está relacionada com a rugosidade causada pela presença de pequenas ondas induzidas pelo vento. Este fenômeno pode ser descrito pelo modelo de espalhamento de Bragg, que funciona bem para ângulos de incidência entre  $20^\circ$  e  $60^\circ$  (GENOVEZ, 2010). Os escaterômetros usam os algoritmos empíricos da banda C para relacionar as variáveis de vento ao  $\sigma_o$ , e o modelo mais usado é o modelo da banda C denominado de CMOD4 (STOFFELEN; ANDERSON, 1997).



Fonte: imagens disponíveis em [www.remss.com](http://www.remss.com).

Figura 6 – O Satélite QuikSCAT na órbita da Terra e a referência oceanográfica.

Os dados do QuikSCAT foram produzidos por sistemas de sensoriamento remoto (RSS do inglês, *Remote Sensing Systems*). Os dados estão disponíveis em [www.remss.com](http://www.remss.com).

## 2.8 Estrutura de dados do QuikSCAT

Os dados diários gerados pelo sensor SeaWINDS, a bordo do satélite QuikSCAT, correspondem a uma matriz de dimensões  $1440 \times 720 \times 4 \times 2$ , em que o primeiro índice representa a longitude (de  $0^\circ$  a  $360^\circ$ ), o segundo índice a latitude (de  $-90^\circ$  a  $90^\circ$ ), o terceiro índice, que é composto pela hora dada no sistema *Coordinated Universal Time* (UTC), velocidade do vento (m/s), direção do vento (graus) e indicação de chuva, respectivamente, e o quarto índice que indica a órbita ascendente ou descendente do satélite. A primeira célula da matriz está na longitude  $0,125^\circ$  L e na latitude  $-89,875^\circ$ , no espaço de resolução de  $0,25^\circ \times 0,25^\circ$ .

De acordo com as medidas do escaterômetro, a velocidade do vento sobre a área em estudo varia de 4 a 11 m/s, como mostrado na Tabela 6. No conjunto de dados avaliados (aproximadamente 14 imagens SAR), 5 imagens foram selecionadas com diferença entre 7 e 12 horas, 4 com aproximadamente 4 horas e 3 com menos de 1 hora de diferença entre a passagem dos satélites. A interpretação dos dados do QuikSCAT em função da região de interesse é dada por uma transformação de coordenadas geográficas, de acordo com as equações:

$$\text{longitude} = 360 - \text{longitude}, \quad (2.3)$$

$$\text{coluna} = \frac{\text{longitude} + 0,125}{0,25}, \quad (2.4)$$

$$\text{linha} = \frac{\text{latitude} + 90,125}{0,25}, \quad (2.5)$$

em que as variáveis longitude e latitude estão em graus.

As matrizes de dados adquiridas do QuikSCAT, assim como os valores de direção e velocidade do vento, são utilizados como referência para avaliar os resultados de campos de ventos estimados e seus valores seguem a convenção oceanográfica. Nesta tese foi utilizada a mesma convenção para todos os resultados.

## 2.9 Localização da área imageada

As imagens utilizadas nesse trabalho cobrem a área que está inserida no litoral do Rio Grande do Norte (RN), localizada entre os paralelos  $04^\circ 30'$  S e  $05^\circ 40'$  S, e os meridianos  $35^\circ$  O e  $37^\circ$  O. A Figura 7 mostra a localização da região em estudo que se encontra no Hemisfério Sul. A área em destaque na Figura 7(a) localiza-se na região Nordeste do Brasil e pertence ao

estado do Rio Grande do Norte.

Na região Nordeste do Brasil, os ventos são principalmente alísios do Leste e também provenientes das brisas terrestres e do mar. A combinação da brisa do dia com os ventos alísios do Leste resulta em velocidades médias anuais de 6,2 m/s podendo chegar a 9 m/s, conforme os ventos se afastam da depressão equatorial. Além disso, as brisas marinhas são significativamente mais constantes por causa de menores índices de vegetação e umidade do solo (TABOSA, 2006).



Figura 7 – Localização da área de estudo. (a) Mapa da América do Sul. (b) Imagem óptica adquirida pelo satélite “Google Earth” sobre a costa do Rio Grande do Norte. Em destaque a região imageada.

Vários estudos foram realizados na área de estudo, costa do Rio Grande do Norte, no Brasil, que é coberta pelo conjunto de imagens utilizado nesta tese. Uma pesquisa sobre o potencial eólico da região Nordeste do Brasil realizada por Silva *et al.* (2002) concluiu que o Estado do Rio Grande do Norte registrou a maior potência eólica na região com ventos predominantemente de Sudeste. Em outro estudo, desta vez sobre a movimentação das dunas na região costeira de Caiçara do Norte e São Bento do Norte realizado por Oliveira *et al.* (2008), foi concluído que a direção predominante dos ventos que movimentou as dunas durante o período da pesquisa, nos meses de agosto a abril foi de Leste e de maio a julho, de Nordeste.

A região de estudo tem sido alvo de inúmeras pesquisas devido ao seu grande potencial eólico e reserva petrolífera. O monitoramento por sistemas SAR tem contribuído para o avanço das pesquisas em meio ambiente, na região de estudo.

## 2.10 Imagens sintéticas e reais

Nesta seção são descritos os tipos de imagens utilizadas neste trabalho, incluindo o conjunto de imagens sintéticas e as imagens SAR reais. Adicionalmente, são apresentadas as imagens do álbum de Brodatz, previamente escolhidas, para serem utilizadas nos experimentos realizados.

### 2.10.1 Imagens sintéticas

As ondas induzidas pelo vento na superfície dos oceanos são visíveis nas imagens SAR como padrões lineares ou aproximadamente lineares por partes, chamadas raias de vento (*streaks*). Estes padrões representam fenômenos que são induzidos pelo vento e alinhados com a direção do vento, e são mais prováveis de ocorrer em resoluções espaciais entre 200 e 1600 m (HORSTMANN *et al.*, 2002). Ademais, Imagens SAR podem conter características lineares de escala quilométrica devido a rolos atmosféricos<sup>8</sup> ou circulações de Langmuir<sup>9</sup> (CHINI; LEIBOVICH, 2005).

Nesta tese foram utilizadas imagens simuladas de *streaks* de vento para avaliar o método proposto de estimação de direção de ventos em imagens SAR. A simulação do experimento com imagens sintéticas, e variáveis controladas (direção das ondas), segue o modelo de onda dado por (CRAIK, 2005):

$$\zeta = a \cos(\kappa x - \omega t) + \frac{1}{2} \kappa a^2 \cos 2(\kappa x - \omega t) + \frac{3}{8} \kappa^2 a^3 \cos 3(\kappa x - \omega t) + \dots \quad (2.6)$$

em que  $a$  é a amplitude da onda e  $\kappa = \frac{2\pi}{\lambda}$  é seu número de onda. A Figura 8 ilustra as ondas simuladas seguindo o modelo da Equação (2.6).

Como mencionado anteriormente, o ruído *speckle*, inerente às imagens SAR, é um tipo de ruído multiplicativo que é proporcional à intensidade do sinal recebido (LEE, 1981). Este tipo de ruído constitui a principal fonte de degradação da qualidade das imagens SAR. O efeito visual deste ruído introduz na imagem um aspecto granular que dificulta a interpretação dos dados. Com isso, tarefas de segmentação e classificação de regiões que compõem a imagem (ex: gelo, floresta, oceano, cultura etc) se tornam mais complexas. Uma alternativa é o processamento em múltiplas visadas que tende a reduzir o efeito do ruído *speckle* na imagem final, embora degrade a resolução.

Um conjunto de imagens sintéticas foi gerado segundo 3 diferentes experimentos utilizando

<sup>8</sup>Estrutura gerada por instabilidades presentes na camada limite atmosférica sobre o mar.

<sup>9</sup>São células de convecção nas massas de água superiores, com sentido alternado horário e anti-horário.

a Equação (2.6). No primeiro experimento (Experimento 1) foram geradas imagens utilizando a Equação (2.6) com uma amplitude  $a$  única, sendo estas exibidas nas Figuras 9(a) e 9(d). No segundo experimento (Experimento 2), foram combinadas (somadas) duas ondas com diferentes amplitudes, ilustradas nas Figuras 9(b) e 9(e). O Experimento 3 consiste em tomar pontos em um sistema de coordenadas polares com raio positivo para simular padrões que são aproximadamente lineares. As Figuras 9(c) e 9(f) ilustram este último caso.

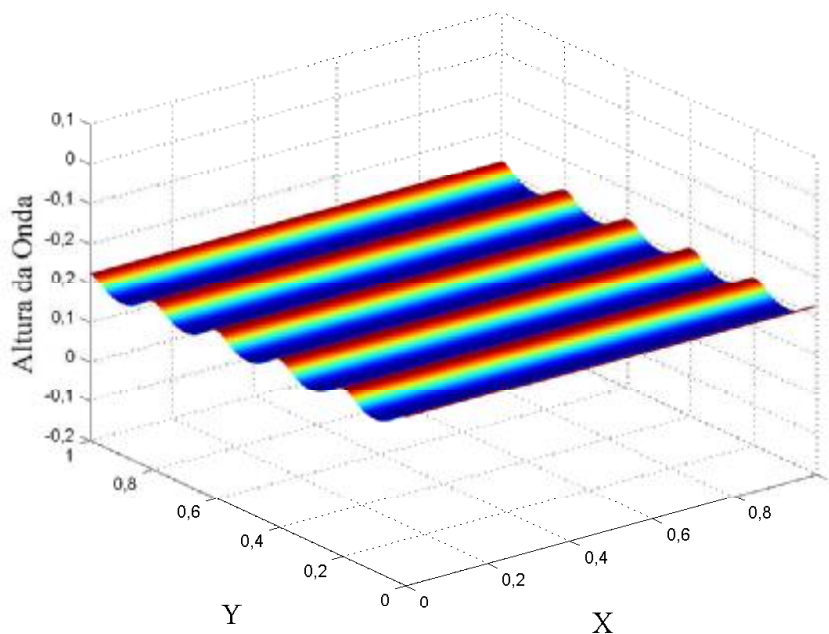


Figura 8 – Gráfico do modelo de onda dado pela Equação 2.6.

Para contaminar as imagens de testes foi ajustado o número de visadas (*looks*) e avaliada a influência deste parâmetro na análise de direções de padrões lineares. Vários autores (LEE, 1981; KUAN *et al.*, 1985; FRERY *et al.*, 1997; FRERY; CRIBARI-NETO; SOUZA, 2004; GAO, 2010) discutem as propriedades físicas e as distribuições estatísticas do ruído *speckle*, sendo o modelo multiplicativo o mais utilizado na literatura sobre SAR. A distribuição raiz quadrada de Gama ( $\sqrt{\Gamma}$ ) é adotada nesta tese para o modelo de amplitude de dados SAR *multilook* (GAO, 2010), enquanto amostras ruidosas são geradas seguindo o modelo *G* Amplitude-Zero (FRERY *et al.*, 1997; FRERY; CRIBARI-NETO; SOUZA, 2004). A Figura 9 ilustra imagens sintéticas ( $512 \times 512$  pixels) originais (a,b,c) e contaminadas artificialmente por *speckle* (d,e,f). Nestas imagens, as *streaks* induzidas pelo vento são simuladas de acordo com a Equação (2.6).

Outro conjunto de imagens simuladas de ondas de vento sobre o oceano foi gerado segundo o algoritmo proposto por Tessendorf (2001). Esse algoritmo é bastante utilizado em computação gráfica para gerar modelos realísticos da superfície do oceano, e é descrito como segue.

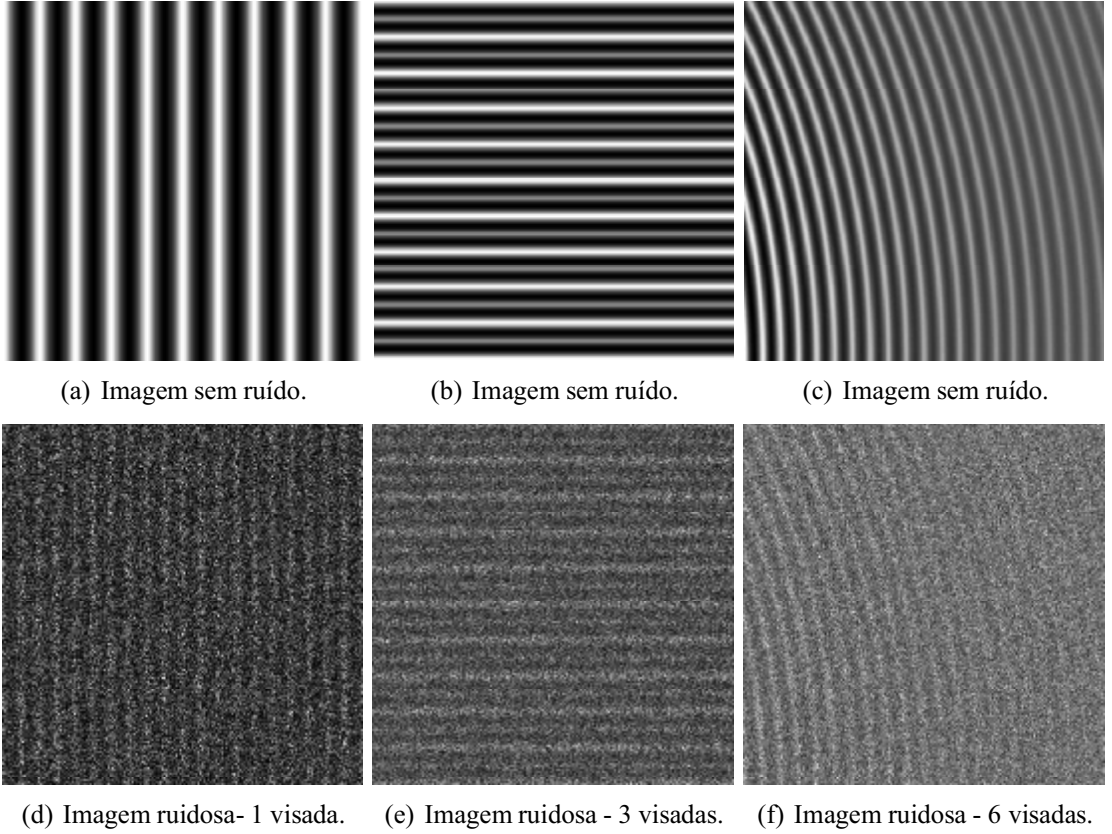


Figura 9 – Imagens sintéticas sem ruído e com ruído *speckle* utilizando uma janela  $3 \times 3$  e diferentes padrões lineares. (a, d) Amostras de imagens para o Experimento 1. (b, e) Amostras de imagens para Experimento 2. (c, f) Amostras de imagens para o Experimento 3.

A altura da onda na posição horizontal  $\mathbf{x} = (x, z)$  é expressa por Tessendorf (2001) como:

$$h(\mathbf{x}, t) = \sum_{\mathbf{k}} \tilde{h}(\mathbf{k}, t) \exp(i\mathbf{k} \cdot \mathbf{x}), \quad (2.7)$$

em que as amplitudes dos coeficientes de Fourier no tempo  $t$  são dadas por

$$\tilde{h}(\mathbf{k}, t) = \tilde{h}_0(\mathbf{k}) \exp[i\omega(k)t] + \tilde{h}_0^*(-\mathbf{k}) \exp[-i\omega(k)t] \quad (2.8)$$

em que  $\tilde{h}_0(\mathbf{k})$  é calculado como segue:

$$\tilde{h}_0(\mathbf{k}) = \frac{1}{\sqrt{2}} (\xi_r + i\xi_i) \sqrt{P_h(\mathbf{k})}. \quad (2.9)$$

Na Equação (2.9),  $\xi_r$  e  $\xi_i$  são variáveis aleatórias que seguem uma distribuição Gaussiana com média 0 e desvio padrão 1 e o termo  $P_h(\mathbf{k})$ , é denominado espectro de Phillips, que foi introduzido em (PHILLIPS, 1958). Uma generalização foi apresentada por Newell & Zakharov (2008). Nesta tese foi utilizada a forma apresentada por Tessendorf (2001) que é dada por:

$$P_h(\mathbf{k}) = A \frac{\exp\left[\frac{-1}{(kL)^2}\right]}{k^4} |\hat{\mathbf{k}} \cdot \mathbf{v}|, \quad (2.10)$$

em que  $L = \frac{V^2}{g}$  é a onda mais larga possível decorrente de uma velocidade de vento contínua  $V$ ,  $g$  é a constante gravitacional e  $A$  é uma constante numérica cujo valor afeta a altura das ondas. Além disso,  $k = \frac{2\pi}{\lambda}$  representa o número de onda, com  $\lambda$  sendo o comprimento de onda e a variável  $\nu$  a direção do vento. Mais detalhes, consultar (MITCHELL, 2005).

As imagens geradas utilizando a Equação (2.7) foram contaminadas artificialmente com ruído *speckle* de modo análogo às imagens anteriores. A Figura 10 exibe alguns exemplares dessas imagens artificialmente contaminadas.

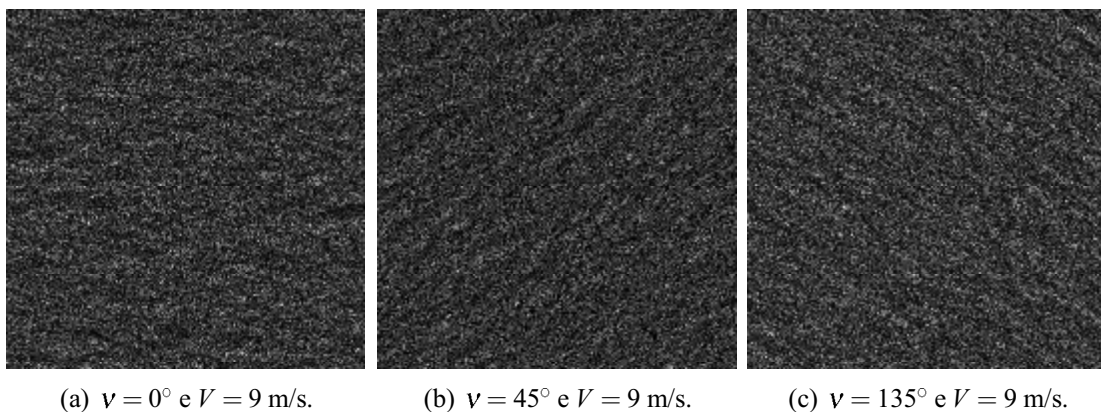


Figura 10 – Exemplos de imagens simuladas contaminadas com ruído *speckle* com  $A = 7,75 \times 10^{-6}$ .

### 2.10.2 Imagens SAR reais

Em geral, os trabalhos de estimativas de direções do vento utilizam imagens ASAR e SAR oriundas dos satélites ENVISAT e RADARSAT-1 (BENTZ; POLITANO; GENOVEZ, 2005; HORSTMANN *et al.*, 2002; ZOU *et al.*, 2007; KIM; MOON, 2002; KOCH, 2004). Os dados de microondas da banda L, como os gerados pelo recente satélite ALOS posto em órbita, mostram excelente correlação linear com a velocidade do vento da superfície do mar (YUEH *et al.*, 2010), e vêm sendo utilizados com bastante frequência em pesquisas relacionadas a imagens SAR. As imagens PALSAR são utilizadas em aplicações de modelos geofísicos dos oceanos (ISOGUCHI; SHIMADA, 2009), classificação de texturas de terreno (PRADO, 2009), monitoramento ambiental (ROSENQVIST *et al.*, 2007), dentre outras.

Todas as imagens SAR reais utilizadas nesta tese foram cedidas pelo Laboratório de Geoprocessamento do Departamento de Geologia da Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN) e possuem 2 bytes por pixel. A Figura 11 apresenta alguns exemplos de imagens SAR reais do conjunto de dados disponibilizado para esse estudo. As informações de cada imagem estão descritas na Tabela 6 que contém as principais características das imagens, além

das informações de direção e velocidade do vento dadas pelo QuikSCAT. As imagens foram identificadas e subdivididas em 41 sub-cenas. Em cada uma dessas sub-cenas tem-se a direção e a velocidade do vento medidas pelo sensor SeaWINDS a bordo do satélite QuikSCAT.

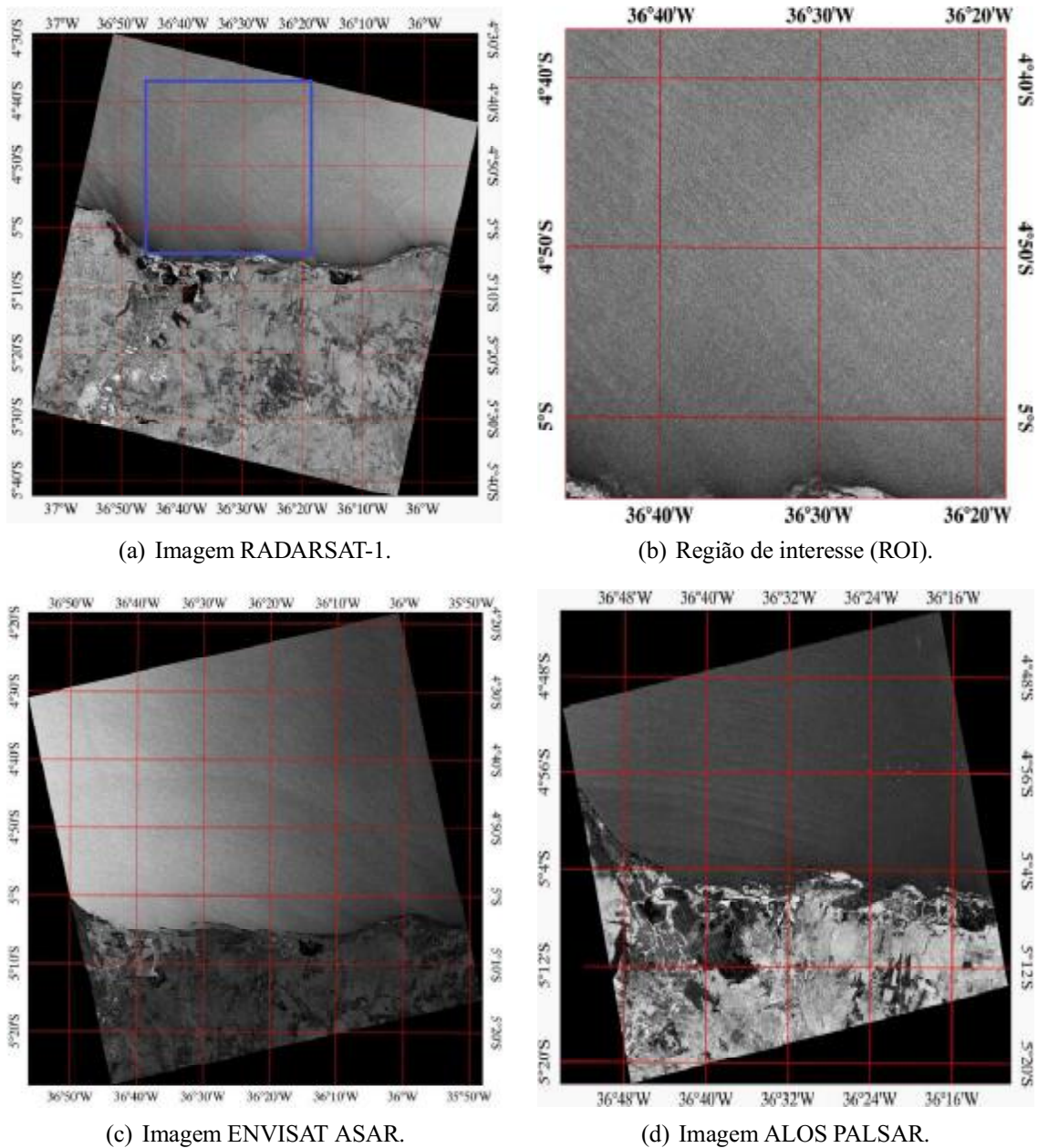


Figura 11 – Imagens SAR da costa do Rio Grande do Norte, Nordeste do Brasil. (a) RADARSAT-1 SAR, adquirida em 29 de setembro de 2006 com polarização HH. (b) Trecho extraído da imagem SAR ( $4096 \times 4096$  pixels) referenciado pela latitude e longitude (em graus) representando  $51,2 \times 51,2$  km<sup>2</sup>. (c) ENVISAT ASAR, adquirida em 01 de fevereiro de 2005 com polarização HH. (d) ALOS PALSAR, adquirida em 20 de julho de 2007 com polarização HH.

Os dados de ventos contidos na Tabela 6 estão em concordância com os estudos realizados em Tabosa (2002), em que o regime de ventos na região apresentava velocidade máxima em



torno de 9 m/s e direção média entre 230° e 240°. Esses dados de ventos foram utilizados por Oliveira *et al.* (2008) no estudo sobre a evolução das dunas na costa do Rio Grande do Norte na região de São Bento do Norte.

Tabela 6 – O conjunto de imagens SAR utilizado nos testes.

Satélite	Modo de imageamento	Órbita	Data de aquisição	Hora UTC	Ângulo de incidência	Condições do vento <sup>1</sup>	
						Velocidade (m/s)	Direção (°)
RADARSAT-1	<i>Standard 7</i>	39713	14/06/2003	07:56	46,801°	M/9,1	314,2
	<i>Standard 2</i>	39756	17/06/2003	08:09	27,385°	B/6,3	18,0
	<i>Standard 7</i>	56863	26/09/2006	07:55	46,750°	A/11,2	277,5
	<i>Standard 2</i>	56906	29/09/2006	08:07	27,291°	M/9,8	316,5
	<i>Standard 3</i>	56906	03/02/2001	20:42	30,354°	B/6,1	259,5
	<i>Standard 6</i>	56906	07/02/2001	07:53	40,356°	B/4,0	292,5
ENVISAT	<i>ScanSAR</i>	11779	01/06/2004	00:39	-	M/9,4	77,1
		15286	01/02/2005	00:38	-	M/9,8	282,0
	<i>ScanSAR</i>	19566	29/11/2005	00:41	-	A/11,0	283,5
		25342	04/01/2007	12:13	-	B/6,9	235,5
ALOS	FBS8	7905	20/07/2007	01:16	34,3°	M/10,0	268,5
		12602	06/06/2008	01:13	34,3°	M/8,2	328,5
		18641	25/07/2009	01:18	34,3°	A/10,5	330,0
		19064	23/08/2009	01:16	34,3°	M/9,7	282,75

<sup>1</sup>B, velocidade baixa (3 a 7 m/s); M, velocidade moderada (7 a 10 m/s); A, velocidade alta (> 10 m/s). O valor médio da velocidade do vento e da direção dados pelo QuikSCAT.

A Tabela 7 exibe a relação dos recortes feitos nas 14 imagens SAR utilizadas nesta tese, totalizando 61 sub-cenas das quais, apenas 41 sub-cenas foram utilizadas nos experimentos realizados. Foram descartadas 20 sub-cenas devido a presença de chuva ou a falta de informação de vento nos dados do QuikSCAT.

Tabela 7 – O número de sub-cenas nas imagens SAR utilizadas nos testes.

Satélite	Número de imagens	Número de recortes por imagem	Tamanho do recorte	Número de sub-cenas
RADARSAT-1	4	1	4096 × 4096	24
	1	1	2048 × 2048	1
	1	3	2048 × 2048	3
ENVISAT	3	2	4096 × 4096	24
	1	1	2048 × 2048	1
ALOS	4	2	2048 × 2048	8
Total	14			61

### 2.10.3 **Imagens do álbum de Brodatz**

Para a avaliação dos algoritmos, foram incluídas ainda 28 imagens extraídas do álbum de Brodatz (BRODATZ, 2006). As imagens escolhidas são mostradas na Figura 12 e apresentam padrões lineares predominantes em direções que são identificadas visualmente.

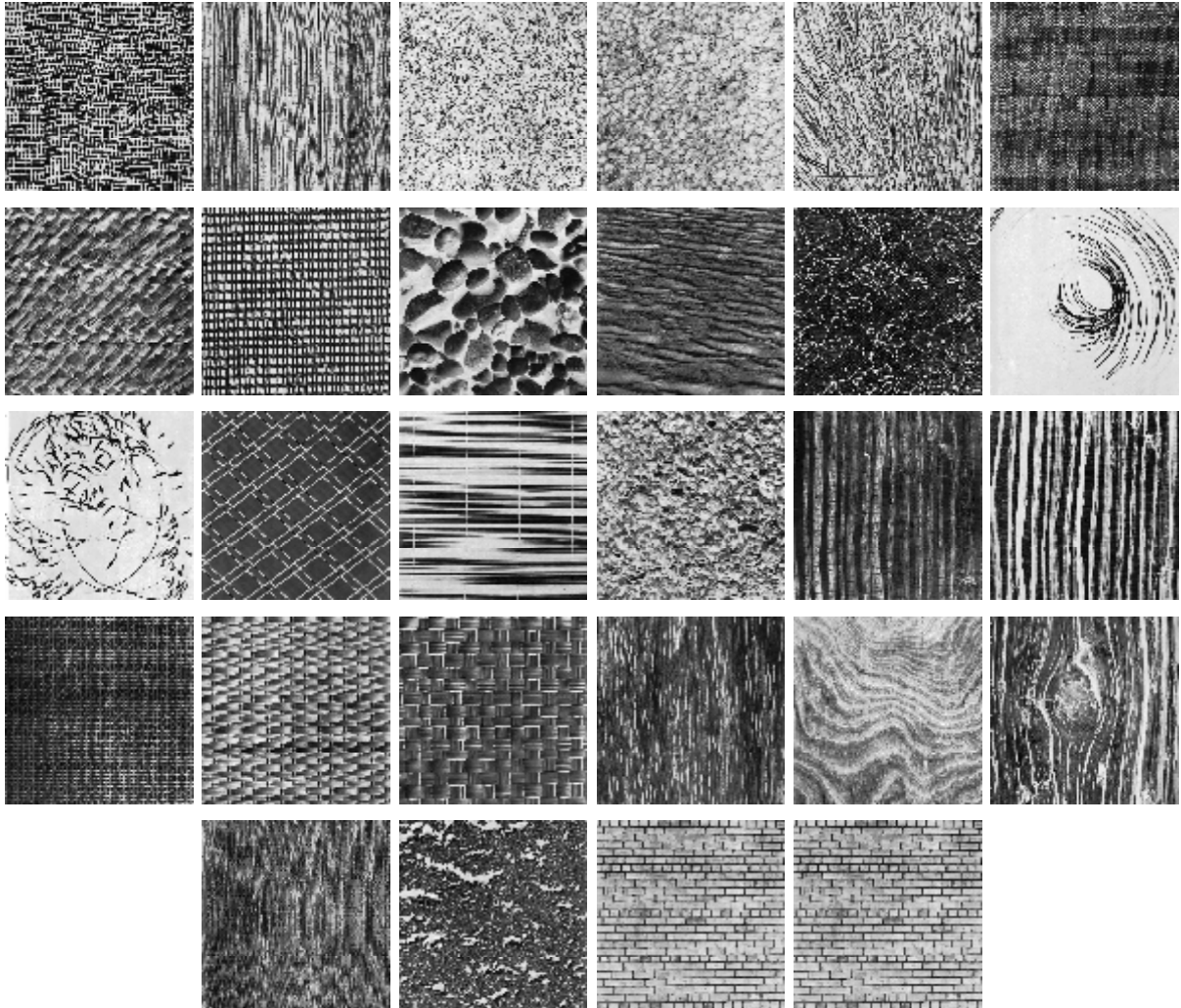


Figura 12 – Imagens do álbum de Brodatz, denotadas por D103, D106, D110, D112, D15, D17, D18, D20, D31, D37, D41, D43, D45, D47, D49, D5, D50, D51, D52, D56, D64, D68, D71, D72, D79, D86, D95 e D99, da esquerda para direita e de cima para baixo (28 imagens).

A razão pela qual utilizamos as imagens de Brodatz foi a variedade de texturas direcionais encontradas na base, e a possibilidade das mesmas propiciarem um teste diversificado para os métodos propostos. Na literatura existem métodos que utilizam informação espacial de textura para reconhecimento e classificação de padrões (BELIAKOV; JAMES; TROIANO, 2008; HARALICK, 1973), extração de direção de ondas no mar (KARATHANASSI; TOPOUZELIS; SARANTOPOULOS, 2004), dentre outros. Nesta tese é proposto um método para estimar direção de padrões lineares ou aproximadamente lineares por partes e as imagens de Brodatz

---

apresentam texturas com padrões variados, constituindo assim um desafio para teste dos algoritmos.

## 2.11 Conclusões do capítulo

---

Neste capítulo foi realizada uma breve introdução aos sistemas embarcados em satélites utilizados em monitoramento ambiental. Os sistemas imageadores SAR têm sido amplamente aplicados em estudos dos oceanos e em geoprocessamento. Estes sistemas apresentam o inconveniente de que as imagens são contaminadas por um tipo de ruído denominado *speckle*, que dificulta a interpretação e análise deste tipo de dado. De modo a tornar a simulação dos dados mais realística, foi realizada a contaminação artificial das imagens por ruído *speckle*, com o objetivo de verificar a calibração dos parâmetros e avaliar os algoritmos.

---

## FERRAMENTAS MATEMÁTICAS

---

Neste capítulo são apresentados os conceitos e ferramentas matemáticas que fundamentam esta tese: transformada de Fourier, transformada *wavelet* (WT, do inglês, *Wavelet Transform*), matriz de co-ocorrência de níveis de cinza e espectro de textura.

### 3.1 Transformada de Fourier

---

Os sinais se caracterizam pela sua frequência, a exemplo disso é citado o sinal de áudio, responsável pelo que é percebido como sons graves e agudos. Essas características de sinais podem ser analisadas com o estudo dos componentes de suas frequências. Quando se trata de funções periódicas, as frequências de tais funções apresentam o número de oscilações na unidade de tempo. Se uma função é periódica de período  $T > 0$ , isto é,  $h(t + T) = h(t)$ , a mesma pode ser descrita na forma de série de Fourier (BRIGHAM, 1988)

$$h(t) = \sum_k a_k e^{j\omega_k t}, \quad a_k \in \mathbb{R} \quad (3.1)$$

em que o parâmetro  $\omega = 2\pi f$  indica a frequência angular e  $f$  é a frequência linear.

Se a função  $h$  não for periódica, não é possível decompor a mesma como uma soma de funções com frequências bem definidas, como no caso da Equação (3.1).

Os coeficientes  $a_k$  na Equação (3.1) representam a amplitude da componente da frequência. Portanto,  $a_k$  é definido pela equação (GOMES; VELHO; GOLDENSTEIN, 1997)

$$a_k = \frac{1}{T} \int_0^T h(t) e^{-j\omega_k t} dt, \quad (3.2)$$

em que  $T$  é o período da função  $h$ .

Se admitirmos  $h$  como uma operação que associa à função  $h$  a função  $\hat{h} = F(\omega)$ , definida pela Equação (3.2), temos um operador linear entre dois espaços de funções. Esse operador

linear  $F = \widehat{h} : L^2(\mathbb{R}) \rightarrow L^2(\mathbb{R})$  é definido por

$$F(\omega) = \widehat{h}(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(t)e^{-j\omega t} dt, \quad (3.3)$$

e denominado transformada de Fourier. A transformada de Fourier é eficiente para obter uma representação e reconstrução de uma função periódica ou aperiódica, em que a reconstrução é exata. Dessa forma é importante destacar que a transformada de Fourier  $F$  é inversível, e sua inversa é dada por (GOMES; VELHO; GOLDENSTEIN, 1997)

$$h(t) = F^{-1}(\widehat{h}) = \int_{-\infty}^{+\infty} \widehat{h}(\omega)e^{j\omega t} d\omega. \quad (3.4)$$

As Equações (3.3) e (3.4), são denominadas de par de transformadas de Fourier, e existem somente se  $h(t)$  for contínua e integrável e  $F(\omega)$  for integrável. Além disso,  $F$  é um operador auto-adjunto, ou seja,  $F^* = F$ . Um resultado importante é que  $F$  é uma isometria em  $L^2(\mathbb{R})$ , isto é,  $\langle h, g \rangle = \langle \widehat{h}, \widehat{g} \rangle$  para todo  $h, g \in L^2(\mathbb{R})$ . Esta propriedade é conhecido como identidade de Parseval e  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  denota o produto interno. Uma outra observação importante é que se  $h \in L^2(\mathbb{R})$  então  $\widehat{h} \in L^2(\mathbb{R})$ .

A transformada de Fourier de uma função real, é geralmente complexa (BRIGHAM, 1988), e escrita como

$$\widehat{h}(\omega) = R(\omega) + jI(\omega), \quad (3.5)$$

em que  $R(\omega)$  e  $I(\omega)$  são as componentes real e imaginária de  $\widehat{h}(\omega)$  o qual expressamos frequentemente na forma exponencial, dada por

$$\widehat{h}(\omega) = |\widehat{h}(\omega)| e^{-j\omega t}, \quad (3.6)$$

sendo que

$$|\widehat{h}(\omega)| = [R^2(\omega) + I^2(\omega)]^{\frac{1}{2}} \quad (3.7)$$

e

$$\phi(\omega) = \tan^{-1} \left[ \frac{I(\omega)}{R(\omega)} \right]. \quad (3.8)$$

As funções  $|\widehat{h}(\omega)|$  e  $\phi(\omega)$  são denominadas de espectro de Fourier e ângulo de fase, respectivamente.

A transformada de Fourier bidimensional (2-D) pode ser definida para uma função  $h$  contínua e integrável com variáveis seguindo o par de transformadas de Fourier dada por (GONZALEZ; WOODS, 1992):

$$F = \widehat{h}(u, v) = \iint_{-\infty}^{+\infty} h(x, y) e^{-j2\pi(ux+vy)} dx dy, \quad (3.9)$$

e sua inversa, definida por

$$F^{-1} = h(x,y) = \iint_{-\infty}^{+\infty} F(u,v) e^{j2\pi(ux+vy)} dudv, \quad (3.10)$$

em que  $u = 2\pi f_1$  e  $v = 2\pi f_2$  são as variáveis de frequência. Analogamente ao caso unidimensional (1-D), é definido o espectro de Fourier e a fase de  $f(x,y)$  para o caso 2-D.

## 3.2 A transformada rápida de Fourier (FFT)

A transformada de Fourier discreta (DFT, do inglês, *Discrete Fourier Transform*) decompõe um sinal de período  $N$  em componentes de frequências diferentes. A DFT foi definida para um sinal bidimensional discreto  $f(x,y)$  que representa amostras da função  $f(x_0 + x\Delta_x, y_0 + y\Delta_y)$  para  $x = 0, 1, 2, \dots, M-1$  e  $y = 0, 1, 2, \dots, N-1$  pela expressão (GONZALEZ; WOODS, 1992)

$$F(u,v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) e^{-j2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})}, \quad (3.11)$$

em que  $u = 0, 1, 2, \dots, M-1$  e  $v = 0, 1, 2, \dots, N-1$ . A transformada inversa é dada por

$$f(x,y) = \frac{1}{MN} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u,v) e^{j2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})}, \quad (3.12)$$

em que  $x = 0, 1, 2, \dots, M-1$  e  $y = 0, 1, 2, \dots, N-1$ . A FFT é um algoritmo rápido para calcular a DFT e sua transformada inversa.

O custo computacional para executar o cálculo dos coeficientes da transformada discreta de Fourier usando o método apresentado nas Equações (3.11) e (3.12) é alto, tornando inviável seu uso à medida que o número de amostras que compõe o sinal aumenta. A decomposição adequada por meio de um algoritmo rápido torna esse custo mais baixo e é conhecido por transformada rápida de Fourier. No caso unidimensional, o custo computacional é da ordem de  $(N^2)$  enquanto a FFT pode gerar o mesmo resultado com  $(N \log_2 N)$  operações (GONZALEZ; WOODS, 1992).

## 3.3 Transformada *wavelet*

Dada uma função  $f \in L^2(\mathbb{R})^1$  não periódica, deseja-se encontrar e localizar suas frequências no tempo. Usando uma função de modulação que não tenha escala fixa e que seja bem localizada

<sup>1</sup>Espaço de funções quadraticamente integráveis.

no tempo, como a função  $\varphi(t)$  e tomando uma família de funções de escala variadas  $p \geq 0$  e para todo  $s \in \mathbb{R}$ , com  $s \neq 0$  define-se (GOMES; VELHO; GOLDENSTEIN, 1997)

$$\varphi_s(u) = |s|^{-p} \varphi\left(\frac{u}{s}\right) = \frac{1}{|s|^p} \varphi\left(\frac{u}{s}\right), \quad (3.13)$$

em que  $|\cdot|$  denota o valor absoluto.

Observe que o fator  $\left(\frac{1}{|s|^p}\right)$  faz com que a amplitude de  $\varphi$  aumente quando a escala  $s$  diminui e vice-versa. Em termos de frequência,  $\varphi_s$  possui altas frequências para  $s$  pequeno, ao passo que a frequência de  $\varphi_s$  diminui quando  $s$  aumenta (GOMES; VELHO; GOLDENSTEIN, 1997). Este fato é ilustrado na Figura 13.

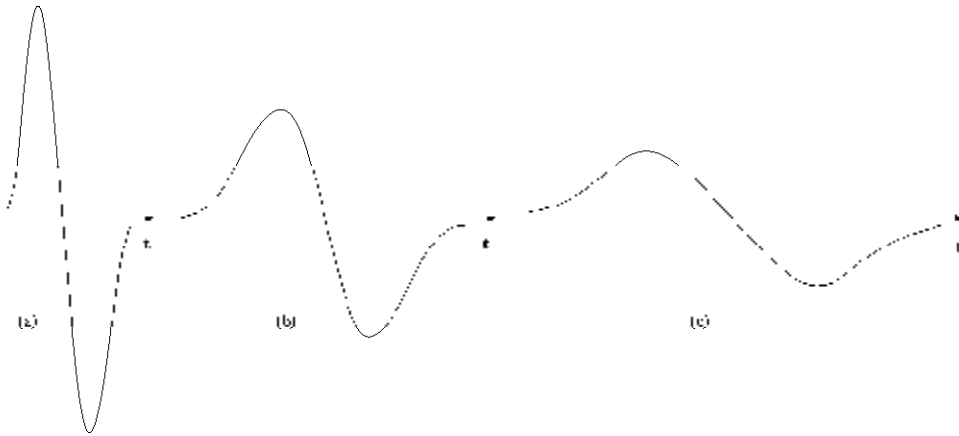


Figura 13 – Uma função e suas possíveis versões escalonadas no tempo: (a)  $s < 1$ ; (b)  $s = 1$ ; (c)  $s > 1$ .

Para localizar cada função  $\varphi_s$  no tempo, foi definido para cada  $t \in \mathbb{R}$  a função

$$\varphi_s^t(u) = \varphi_s(u-t) = |s|^{-p} \varphi\left(\frac{u-t}{s}\right) = \frac{1}{|s|^p} \varphi\left(\frac{u-t}{s}\right).$$

Observe que, se  $\varphi \in L^2(\mathbb{R})$ , então  $\varphi_s^t \in L^2(\mathbb{R})$  e  $\|\varphi_s^t\|^2 = |s|^{1-2p} \|\varphi\|^2$ , em que  $\|\cdot\|$  denota a norma no espaço  $L^2(\mathbb{R})$ . De fato, segue que

$$\|\varphi_s^t(u)\|^2 = \int |\varphi_s^t(u)|^2 du = \int \left| \frac{1}{|s|^p} \varphi\left(\frac{u-t}{s}\right) \right|^2 du = \frac{1}{|s|^{2p}} \int \left| \varphi\left(\frac{u-t}{s}\right) \right|^2 du.$$

Fazendo a mudança de variável  $x = \frac{u-t}{s}$  para  $s$  e  $t$  fixos na integral segue que

$$\|\varphi_s^t(u)\|^2 = \frac{1}{|s|^{2p}} \int \left| \varphi\left(\frac{u-t}{s}\right) \right|^2 du = \frac{|s|}{|s|^{2p}} \int |\varphi(x)|^2 dx = |s|^{1-2p} \|\varphi(x)\|^2,$$

e, portanto, segue que  $\|\varphi_s^t\|^2 = |s|^{1-2p} \|\varphi\|^2$ .

Observe que, tomando  $p = \frac{1}{2}$ , temos  $\|\varphi_s^t\|^2 = \|\varphi\|^2$ . Desta forma, foi definida uma

transformada utilizando as funções  $\varphi_s^t$  como sendo as funções moduladoras de  $f$  segundo a expressão (GOMES; VELHO; GOLDENSTEIN, 1997):

$$\tilde{f}(s,t) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(u)\varphi_s^t(u)du = \langle \varphi_s^t, f \rangle. \quad (3.14)$$

wavelet A transformada  $\tilde{f}$  definida na Equação (3.14) é conhecida como transformada *wavelet*.

Se  $\varphi$  satisfaz a condição

$$C = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\varphi}(u)|^2}{|u|} < \infty,$$

que é chamada de condição de admissibilidade, tem-se que  $\varphi$  é uma *wavelet* (onda pequena), isto é, a função  $\varphi$  é denominada *wavelet* mãe, em que  $s$  é o parâmetro de escala e  $t$  é o parâmetro de posição. Esse nome se deve ao fato do seu gráfico ter a forma de uma onda. O gráfico de uma *wavelet* é mostrado na Figura 14.

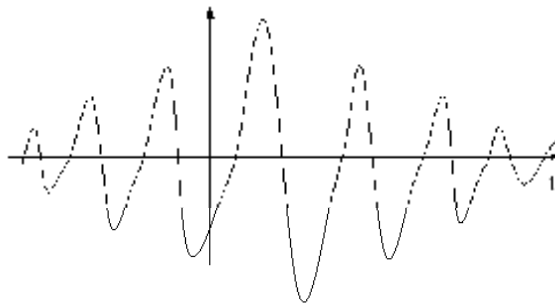


Figura 14 – Gráfico de uma *wavelet*.

A ideia básica da transformada *wavelet* é representar uma função qualquer usando dilatações e translações da função *wavelet*-mãe que tem suporte compacto, ou seja, é definida em um domínio limitado e finito (KAISER, 1994).

### 3.3.1 A transformada *wavelet à trous*

A transformada *wavelet* utilizada neste trabalho é uma versão particular do conhecido algoritmo *à trous* (HOLSCHNEIDER *et al.*, 1989; SHENSA, 1992). Esta versão foi introduzida por Dutilleux (1987) e é caracterizada pela decimação do sinal sem subamostragem, em que somente os filtros são dilatados em cada projeção (BIJAOUI; STARCK; MURTAGH, 1998; MALLAT, 2008).

A transformada *wavelet à trous* separa a informação de baixa-frequência (aproximação) da informação de alta-frequência (coeficientes *wavelets* ou detalhes) e pertence à classe das *wavelets* não decimadas (UWT, do inglês, *Undecimated Wavelet Transform*). A separação da informação em altas e baixas frequências requer a aplicação de filtros passa-baixas à



imagem original. Daubechies (1989) mostrou que a escolha desses filtros deve ser guiada pela regularidade das escalas e das funções *wavelets*. As funções de base triangular ou  $B_3$ -spline da transformada *wavelet à trous* funcionam como filtros passa-baixas para extrair características de baixa frequência do sinal (BIJAOUÏ; STARCK; MURTAGH, 1998).

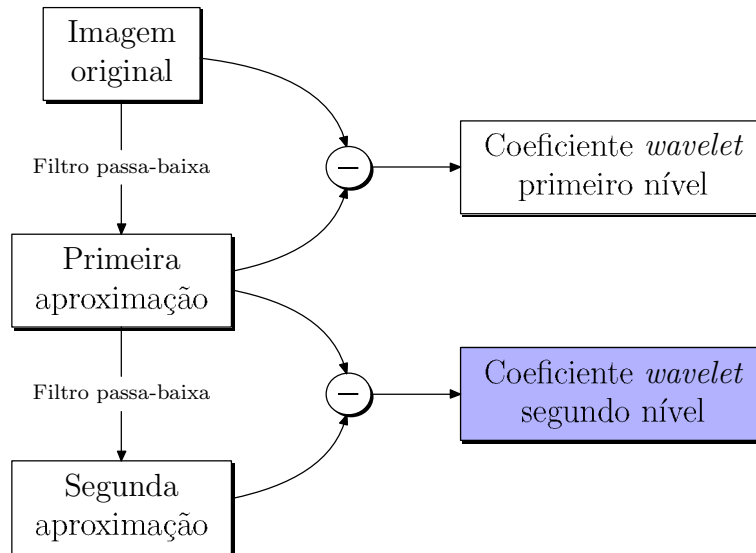


Figura 15 – Algoritmo para o cálculo da *wavelet à trous*.

O algoritmo mostrado na Figura 15 exibe a decomposição de um sinal pela *wavelet à trous*. Esta transformação consiste em convoluir o sinal original,  $s(k)$ , com a função de base triangular ou  $B_3$ -spline, que é interpolada por  $2^{j-1}$  zeros em cada escala de decomposição  $j$ . O objetivo com isso é obter coeficientes de aproximação  $s_j(k)$  e de detalhes  $w_j(k) = s_{j-1}(k) - s_j(k)$  que compõem o sinal original. As funções de base triangular ou  $B_3$ -spline são as mais utilizadas nesta transformação. A função de base triangular é dada por

$$\left[ \frac{1}{4}, \frac{1}{2}, \frac{1}{4} \right],$$

enquanto a função  $B_3$ -spline (BARREIRO; HOBSON, 2001)

$$\left[ \frac{1}{16}, \frac{1}{4}, \frac{3}{8}, \frac{1}{4}, \frac{1}{16} \right].$$

A reconstrução do sinal original  $s(k)$  é obtida pela adição do sinal suavizado  $s_N(k)$  do último nível de decomposição ( $N$ ) com o conjunto dos coeficientes *wavelets* (HONG; GUAN; ZHANG, 2007), a saber

$$s(k) = s_N(k) + \sum_{j=1}^N w_j(k). \quad (3.15)$$

A razão principal para a escolha da transformada *wavelet à trous* nesse estudo é a presença de informação redundante nas diversas escalas de decomposição. Nesta tese é utilizada a

imagem de detalhes do segundo nível de decomposição da *wavelet à trous* no algoritmo de estimativas de direção do vento, pelo fato desta conter informação relevante para a estimativa da direção de vento e apresentar suavização do ruído. A Figura 16 ilustra este fato.

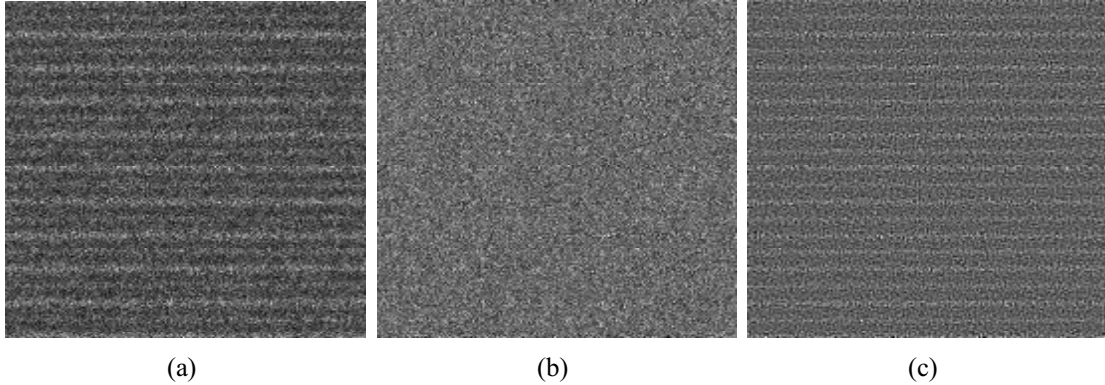


Figura 16 – Decomposição de uma imagem sintética utilizando a *wavelet à trous* com base  $B_3$ -spline. (a) Imagem original artificialmente contaminada e utilizando 3 visadas. (b) Primeiro nível de decomposição *wavelet*. (c) Segundo nível de decomposição *wavelet*.

### 3.3.2 A transformada *wavelet* Gabor

A transformada *wavelet* Gabor é uma transformada complexa direcional capaz de ser adaptada para específicas frequências, portanto permite ajustes que realçam padrões lineares e detecta orientações dos mesmos, se presentes em uma imagem.

As *wavelets* Gabor 1-D são construídas pela modulação da janela Gaussiana em uma frequência específica (GAO; SATTAR; VENKATESWARLU, 2007) dada por:

$$g(t) = \psi(t)e^{j2\pi f_0 t}, \quad (3.16)$$

em que  $f_0$  é a frequência central do filtro e

$$\psi(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_t^2}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma_t^2}}. \quad (3.17)$$

O parâmetro  $\sigma_t$  é o desvio padrão da função  $\psi(t)$  e controla a largura da Gaussiana sobre a região na qual se concentra a energia de  $g(t)$ .

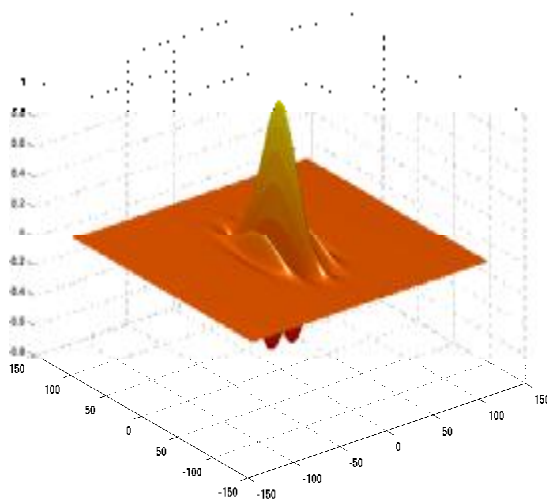
A função Gabor 2-D  $g(x,y)$  como mostrada em Lee (1996), é dada pela seguinte expressão:

$$g(x,y) = \left( \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \right) e^{-\left[ \pi \left( \frac{(x-x_0)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(y-y_0)^2}{\sigma_y^2} \right) \right]} e^{j(\xi_0 x + \nu_0 y)}, \quad (3.18)$$

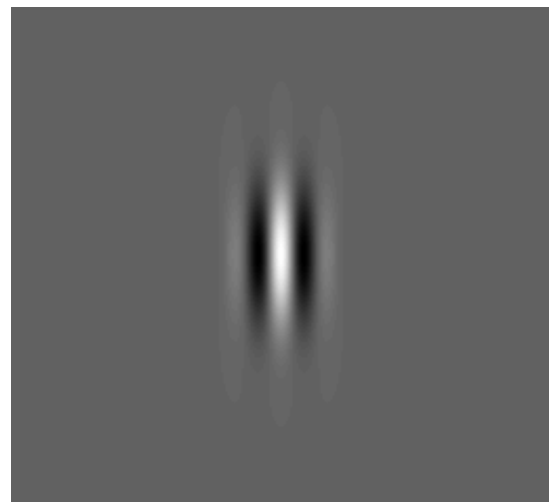
em que  $(x_0, y_0)$  é o centro do domínio espacial e  $(\xi_0, \nu_0)$  corresponde à frequência espacial

do filtro.  $\sigma_x$  e  $\sigma_y$  são os desvios padrões da Gaussiana modulada ao longo dos eixos  $x$  e  $y$ , respectivamente.

A Figura 17(a) exhibe o gráfico tridimensional (3-D) da função Gabor e a Figura 17(b) mostra a imagem 2-D gerada a partir da Equação (3.18), em que são utilizados os parâmetros  $\sigma_x = 20$ ,  $\sigma_y = 40$ ,  $\xi_0 = 0$  e  $\nu_0 = 50$ . A variação desses parâmetros permite o alinhamento da transformada *wavelet* Gabor, com os padrões de *streaks*, associadas ao vento local, presentes na imagem SAR. Essa busca dos padrões de *streaks* ou alinhamento é realizada rotacionando a função de base Gabor utilizando um passo angular fixo.



(a) Gráfico da função Gabor.



(b) Imagem da função Gabor.

Figura 17 – Função *wavelet* Gabor dada na Equação (3.18). (a) Superfície gerada pela função *wavelet* Gabor. (b) Imagem representando a parte real da referida função.

### 3.3.3 A transformada *wavelet* Chapéu Mexicano

A transformada *wavelet* Chapéu Mexicano é obtida da segunda derivada da função Gaussiana e é dada por (MALLAT, 2008):

$$\psi(t) = \frac{2}{\pi^{\frac{1}{4}} \sqrt{3} \sigma_t} \left( \frac{t^2}{\sigma_t^2} - 1 \right) \exp \left( \frac{-t^2}{2\sigma_t^2} \right), \quad (3.19)$$

em que  $\sigma_t$  indica o desvio padrão da função  $\psi(t)$ . Para permitir a aplicação direta desta transformada no domínio da frequência, a transformada de Fourier de  $\psi(t)$  é definida como

$$\hat{\psi}(t) = \frac{-\sqrt{8} \sigma_\omega^{\frac{5}{2}} \pi^{\frac{1}{4}}}{\sqrt{3}} \omega^2 \exp \left( \frac{-\sigma_\omega^2 \omega^2}{2} \right). \quad (3.20)$$

A função  $\psi(t)$  é dilatada por um fator de escala  $s$  que é dado por

$$\psi_s(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t}{s}\right). \quad (3.21)$$

A Figura 18 mostra gráficos da função Chapéu Mexicano 1-D, definida pela Equação (3.19), obtidos com diferentes escalas.

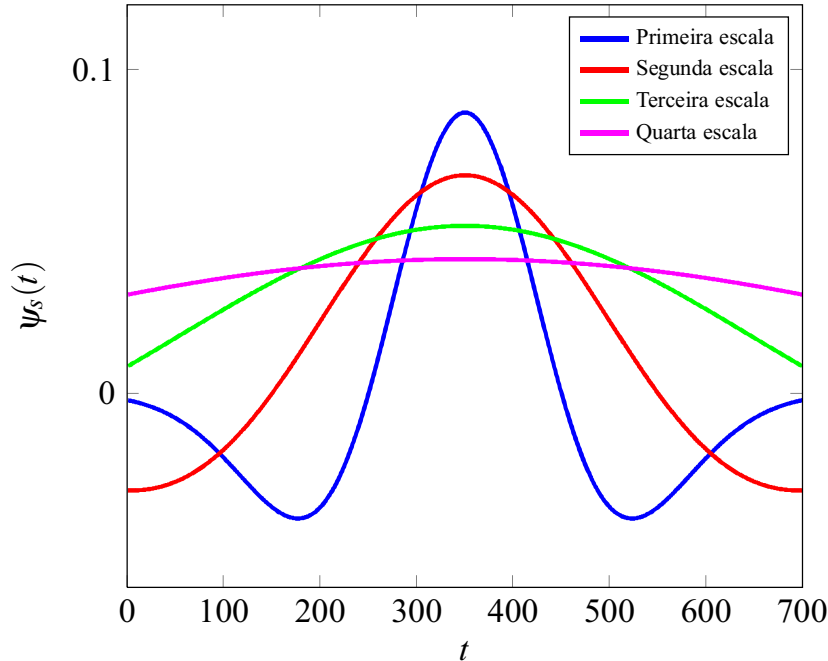


Figura 18 – A função Chapéu Mexicano. Função  $\psi_s(t)$  para escalas  $s = 1, 2, 3$  e  $4$ .

A função Chapéu Mexicano 2-D é amplamente utilizada para detecção de multiresolução de bordas através dos cruzamentos de zeros (CHENG; LIANG, 1994) e é definida como segue (KUTTER; BHATTACHARJEE; EBRAHIMI, 1999):

$$\psi(ax) = (2 - |ax|^2) \exp\left(-\frac{ax^2}{2}\right), \quad (3.22)$$

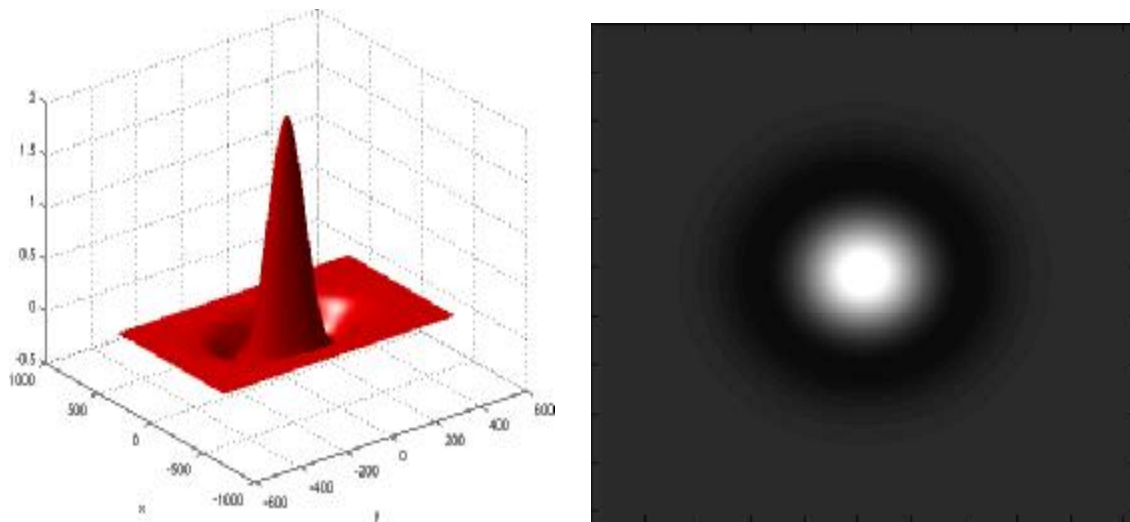
em que  $\mathbf{x}$  representa as coordenadas bidimensionais de um *pixel* e  $a$  é o parâmetro de escala. No domínio espaço-frequência, a função Chapéu Mexicano é descrita por:

$$\hat{\psi}_H(\mathbf{u}) = (\mathbf{u} \cdot \mathbf{u}) e\left(-\frac{1}{2\mathbf{u} \cdot \mathbf{u}}\right), \quad (3.23)$$

em que  $\mathbf{u}$  representa a variável espaço-frequência 2-D e o operador  $\cdot$  denota o produto interno.

A transformada *wavelet* Chapéu Mexicano 2-D, cujo gráfico é mostrado na Figura 19, tende a se comportar como um filtro passa-banda que apresenta excelente seletividade espacial. A função Chapéu Mexicano é frequentemente utilizada para separar escalas diferentes em uma imagem e mostrar informações relativas à localização e fase. Essas características fazem da

transformada *wavelet* Chapéu Mexicano 2-D uma forte candidata a ser considerada em projetos de técnicas de detecção de *streaks* associadas ao vento em imagens SAR.



(a) Gráfico da função Chapéu Mexicano 2-D.

(b) Imagem da função Chapéu Mexicano 2-D.

Figura 19 – A função Chapéu Mexicano 2-D. (a) Superfície gerada pela parte real da função  $\psi(ax)$  com  $a = 0,02$ . (b) Imagem representando a parte real da referida função.

### 3.4 A matriz de co-ocorrência de níveis de cinza

A textura pode ser definida em termos da distribuição e dependência espacial entre os níveis de cinza em uma área local. Haralick (1979) sugeriu uma dependência espacial bidimensional dos níveis de cinza em uma matriz de co-ocorrência para cada distância fixa e/ou o relacionamento espacial angular. Com base nesta definição, diversas aplicações utilizando estatística baseada na matriz de co-ocorrência foram desenvolvidas e aplicadas em diversas áreas do conhecimento. A construção da matriz de co-ocorrência é baseada na repetição da configuração de alguns níveis de cinza na textura. Gonzalez & Woods (1992) definem a matriz de co-ocorrência como sendo composta pelo número de transições que ocorrem entre determinados níveis de cinza. Para formar a matriz de co-ocorrência, inicialmente determina-se um conjunto  $\mathbb{S}$  em que seus elementos são compostos de dois pares ordenados, denotando as coordenadas de cada *pixel* envolvido na relação. Em seguida, determina-se o número de transições que ocorrem entre cada par de níveis de cinza presente na textura e finalmente obtém-se a matriz de co-ocorrência  $P$  dada por Al-Janobi (2001):

$$P(i,j) = \#\{(k,l),(m,n) \in \mathbb{S} \mid I(k,l) = i \text{ e } I(m,n) = j\} \quad (3.24)$$

em que  $\#$  é o número de elementos do conjunto,  $I(k,l)$  denota o tom de cinza do *pixel* localizado na coordenada  $(k,l)$  da imagem e  $I(m,n)$  na coordenada  $(m,n)$ .

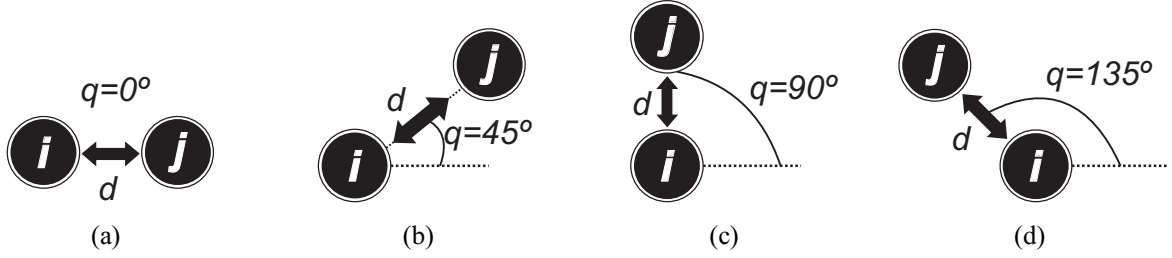


Figura 20 – Distâncias e orientações utilizadas no cálculo da matriz de co-ocorrência.

Suponha que a área analisada seja retangular com  $N_r \times N_c$  células de resolução e  $N_g$  níveis de cinza presentes nesta área. Seja  $L_r \times L_c$  o domínio espacial em que  $L_c = \{1,2,\dots,N_c\}$  e  $L_r = \{1,2,\dots,N_r\}$ . Uma imagem  $I$  pode ser representada como uma função  $I : L_r \times L_c \rightarrow G$  em que  $G$  denota o conjunto de todos os níveis de cinza presentes na imagem. A matriz de co-ocorrência dos níveis de cinza pode ser especificada por uma matriz de frequências  $P$ , em que duas células de resolução separadas por uma distância  $d$  ocorrem na imagem, uma com o tom de cinza  $i$  e a outra com tom de cinza  $j$ . A dimensão da matriz  $P$  depende do número de níveis de cinza contidos na textura, e pode ser definida de acordo com a transição angular  $q$  e a distância  $d$  entre as células vizinhas, como mostra a Figura 20. A matriz  $P$  é dada pela seguinte forma (HARALICK, 1979):

$$P(i,j,d,0^\circ) = \#\{((k,l),(m,n)) \in \mathbb{S} \mid k-m=0; |l-n|=d, \\ I(k,l)=i, I(m,n)=j\}; \quad (3.25)$$

$$P(i,j,d,45^\circ) = \#\{((k,l),(m,n)) \in \mathbb{S} \mid k-m=d, l-n=-d; \text{ ou } \\ k-m=-d, l-n=d; I(k,l)=i, I(m,n)=j\}; \quad (3.26)$$

$$P(i,j,d,90^\circ) = \#\{((k,l),(m,n)) \in \mathbb{S} \mid |k-m|=d, l-n=0; \\ I(k,l)=i, I(m,n)=j\}; \quad (3.27)$$

$$P(i,j,d,135^\circ) = \#\{((k,l),(m,n)) \in \mathbb{S} \mid k-m=d, l-n=d; \text{ ou } \\ k-m=-d, l-n=-d; I(k,l)=i, I(m,n)=j\}. \quad (3.28)$$

Em que  $\mathbb{S} = (L_r \times L_c) \times (L_r \times L_c)$ . A partir da matriz de frequências  $P$ , define-se a matriz de co-ocorrência normalizada por (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008):

$$p_{i,j} = \frac{P(i,j)}{\sum_{m=0}^{N_g} \sum_{n=0}^{N_g} P(m,n)}, \quad (3.29)$$

em que  $N_g$  denota o nível de cinza máximo presente na imagem, e  $i, j = 0, \dots, N_g$ .

Esta matriz de frequências relativas é chamada de matriz de co-ocorrência de níveis de cinza e resume a relação espacial entre *pixels* vizinhos em uma imagem. A Figura 21 ilustra o cálculo da GLCM para uma subimagem de  $5 \times 5$  *pixels*.

0	0	3	2	0
2	1	1	3	0
0	0	3	2	1
0	2	1	2	2
1	1	1	2	3

(a)

	0	1	2	3
0	4	0	2	3
1	0	6	5	1
2	2	5	2	3
3	3	1	3	0

(b)

	0	1	2	3
0	0,100	0,000	0,050	0,075
1	0,000	0,150	0,125	0,025
2	0,050	0,125	0,050	0,075
3	0,075	0,025	0,075	0,000

(c)

Figura 21 – Exemplo do cálculo da GLCM. (a) Imagem original. (b) Matriz de frequências absolutas (GLCM) obtida usando a Equação (3.25) com  $d = 1$ . (c) Matriz de frequências relativas (GLCM normalizada) determinada utilizando a Equação (3.29).

### 3.4.1 Atributos de textura

Várias características de textura (HARALICK, 1979) foram definidas com base na matriz GLCM normalizada. As principais são abordadas nesse trabalho e segundo Pedrini & Schwartz (2008) e Al-Janobi (2001) as mais comumente utilizadas são: energia ( $E$ ), entropia ( $L$ ), contraste ( $C$ ), homogeneidade ( $H$ ), correlação ( $R$ ) e dissimilaridade ( $D$ ).

A energia, conhecida também como segundo momento angular, expressa a uniformidade de uma textura e é definida por:

$$E = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} p_{i,j}^2. \quad (3.30)$$

Os valores dessa característica estão no intervalo  $[0,1]$ . Quanto mais próximo de 1 estiver esta medida maior a aspereza da textura presente na imagem.

A entropia que descreve a desordem da textura é dada por:

$$L = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} p_{i,j} \log(p_{i,j}). \quad (3.31)$$

Os valores da matriz de co-ocorrência normalizada estão próximos de zero e a entropia resulta em valores não normalizados no intervalo  $[0,1]$ , como no caso da energia.

A diferença entre níveis de cinza de uma imagem é caracterizada pelo contraste. As Figuras 22(a) e 22(b) apresentam exemplos de imagens com alto e baixo contraste. Em ambas o contraste foi calculado com base na GLCM com  $q = 0^\circ$  e  $d = 1$ . Baixo contraste ocorre quando

há pequena diferença entre os níveis de cinza dos *pixels* localizados em uma região contígua da imagem.

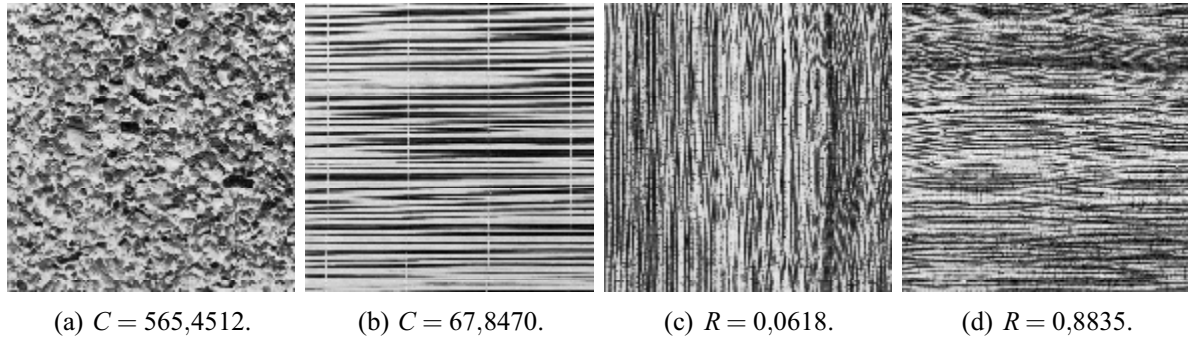


Figura 22 – Ilustração dos atributos de textura. (a) Imagem D5 pertencente ao álbum de Brodatz com alto contraste. (b) Imagem D49 com baixo contraste. (c) Imagem D106 pertencente ao álbum de Brodatz com baixa correlação. (d) Imagem D106 rotacionada de  $90^\circ$ , com alta correlação.

O contraste é definido segundo a equação:

$$C = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} (i-j)^2 p_{i,j}. \quad (3.32)$$

No caso da matriz de co-ocorrência, valores baixos no contraste, mostrados na Equação (3.32), ocorrem quando há grande concentração de valores em torno da diagonal principal, como ilustrado nas Figuras 23(a), 23(b) e 23(c).

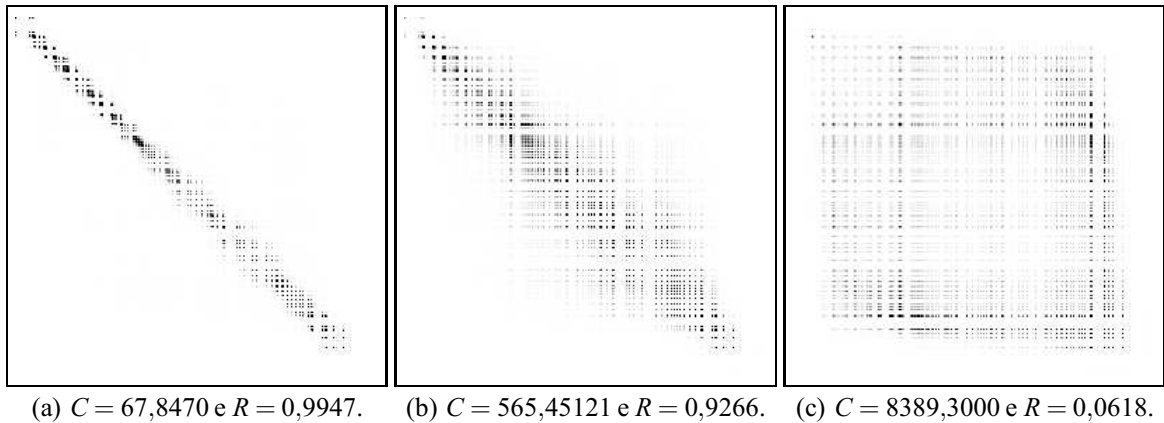


Figura 23 – Imagem das matrizes de co-ocorrências com  $q = 0$  e  $d = 1$ . (a) Matriz de co-ocorrência da imagem D49 do álbum de Brodatz. (b) Matriz de co-ocorrência da imagem D5. (c) Matriz de co-ocorrência da imagem D106.

A correlação mede a dependência linear entre os níveis de cinza presentes em uma imagem e é definida por:

$$R = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y} \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} (i - \mu_i)(j - \mu_j) p_{i,j}, \quad (3.33)$$



em que

$$\mu_i = \sum_{j=0}^{N_g} i p_{i,j} \quad \text{e} \quad \mu_j = \sum_{i=0}^{N_g} j p_{i,j}. \quad (3.34)$$

O cálculo de  $\sigma_x$  e  $\sigma_y$  é realizado segundo

$$\sigma_x^2 = \sum_{i=0}^{N_g} (i - \mu_x)^2 \sum_{j=0}^{N_g} p_{i,j} \quad \text{e} \quad \sigma_y^2 = \sum_{j=0}^{N_g} (j - \mu_y)^2 \sum_{i=0}^{N_g} p_{i,j}. \quad (3.35)$$

Os valores da correlação, definidos pela Equação (3.33), quando próximos de 1, indicam a existência de relação linear entre os pares de *pixels* de níveis de cinza da matriz GLCM. De fato, as Figuras 22(c) e 22(d) apresentam os valores da correlação calculados com GLCM com  $q = 0^\circ$  e  $d = 1$ , para a imagem D106 do álbum de Brodatz. Observa-se que a maior correlação ocorre quando as direções dos padrões lineares presentes na imagem, coincidem com a direção utilizada na matriz GLCM.

A dissimilaridade apresenta informação semelhante ao contraste, porém cresce linearmente com o aumento da distância entre  $i$  e  $j$ , ou seja  $|i - j|$ . Vale ressaltar que em regiões de alto contraste a dissimilaridade apresenta valores elevados e é definida por:

$$D = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} p_{i,j} |i - j|. \quad (3.36)$$

A característica de homogeneidade é definida por:

$$H = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \frac{1}{1 + (i - j)^2} p_{i,j}. \quad (3.37)$$

A homogeneidade expressa pela Equação (3.37) assume valores próximos de 1 quando a textura apresenta variações de níveis de cinza entre pares de *pixels*. Este descritor de textura é inversamente proporcional ao contraste mostrado na Equação (3.32), isto é, a homogeneidade decresce quando o contraste aumenta. Este fato é observado nos gráficos mostrados nas Figuras 24(a) e 25(b).

A Figura 24 mostra a semelhança da informação extraída dos atributos de contraste (Equação (3.32)) e dissimilaridade (Equação (3.36)), quando a direção predominante dos padrões lineares existentes na imagem coincide com a direção do cálculo da matriz de co-ocorrência. Em particular, os padrões horizontais existentes na imagem D49 (imagem utilizada neste exemplo) da base Brodatz foram detectados pelos atributos da matriz de co-ocorrência, e o mínimo ocorreu exatamente na rotação de zero grau da matriz. A matriz GLCM foi calculada pela fórmula definida na Equação 3.25.

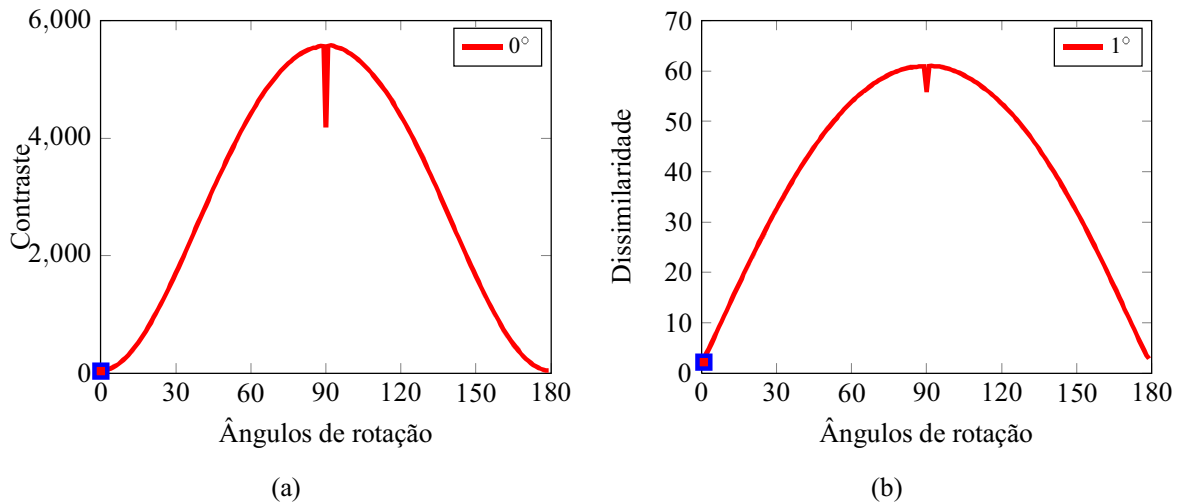


Figura 24 – Gráficos ilustrativos dos atributos de textura da imagem D49 do álbum de Brodatz mostrada na Figura 22(b), com GLCM a zero grau. (a) Gráfico do contraste versus ângulo de rotação da imagem. (b) Gráfico da dissimilaridade versus ângulo de rotação da imagem. O quadrado azul representa o ponto em que o atributo atinge o valor mínimo.

A Figura 25 exibe gráficos comparativos entre as medidas de entropia, definida pela Equação (3.31), e homogeneidade, definida pela Equação (3.37). Neste caso, as medidas apresentam valores inversamente proporcionais. A entropia aponta a direção predominante dos padrões, quando atinge o valor mínimo. A homogeneidade, por sua vez, é máxima para ângulos correspondentes à direção predominante do padrão. Desta forma, a informação de direção (ângulos) sempre coincide com os extremos dos atributos da GLCM, indicando a capacidade de discriminação da direção predominante dos padrões lineares.

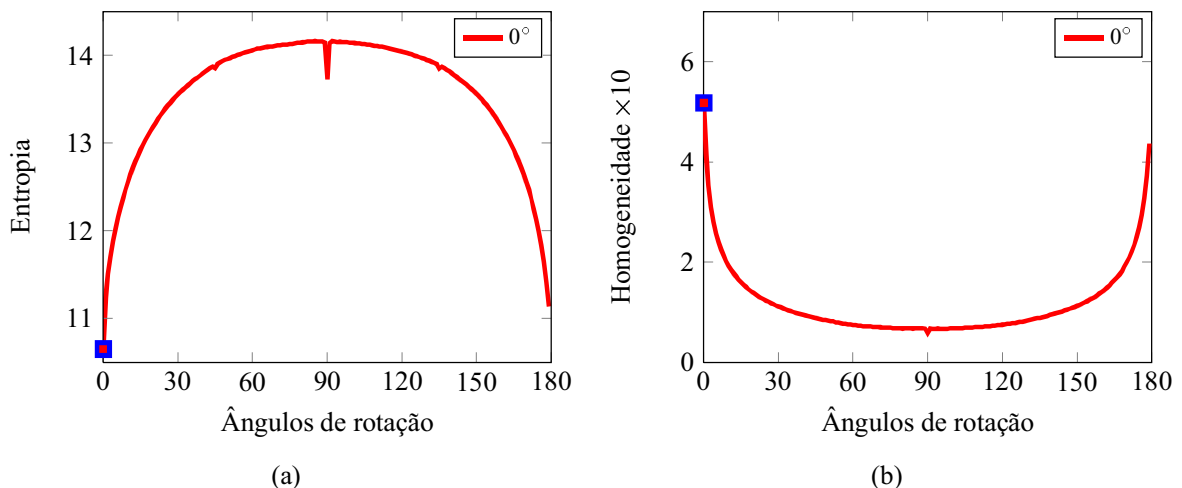


Figura 25 – Gráficos ilustrativos dos atributos de textura da imagem D49 do álbum de Brodatz mostrada na Figura 22(b), com GLCM a zero grau. (a) Gráfico da entropia versus ângulo de rotação da imagem. (b) Gráfico da homogeneidade versus ângulo de rotação da imagem. O quadrado azul representa o ponto em que o atributo atinge o valor máximo no caso da homogeneidade e o mínimo para a entropia.

Observando os resultados nos testes realizados com os atributos de textura, pode-se constatar a aplicabilidade dos atributos de textura, oriundos da GLCM, na identificação da direção predominante em padrões de textura. Para efeito da redução do custo computacional do cálculo da GLCM, que é proporcional ao número de atributos (KANDASWAMY; ADJEROH; LEE, 2005), foram descartados atributos cuja informação era redundante ou similar. Dessa forma foram mantidos apenas o contraste e a homogeneidade.

### 3.5 O espectro de textura

O conceito matemático introduzido por Wang & He (1990) será utilizado nesta tese para definir descritores de textura em imagens digitais. Estes descritores são utilizados para a identificação de padrões lineares presentes nas imagens.

Segundo Pedrini & Schwartz (2008), o conceito de unidade de textura é baseado na ideia de que um padrão de textura pode ser considerado como um conjunto de pequenas unidades essenciais. As unidades essenciais caracterizam a informação local de um dado *pixel* em relação aos seus vizinhos, os quais são chamamos de unidades de texturas. O conceito formal matemático construído em Wang & He (1990) retrata a particularidade do espectro em enfatizar as relações locais entre *pixels* vizinhos.

Seguindo a notação utilizada em He & Wang (1991), define-se unidade de textura da seguinte forma: dada uma vizinhança de  $3 \times 3$  *pixels*, denotada por um conjunto contendo nove elementos  $V = \{V_0, V_1, V_2, V_3, V_4, V_5, V_6, V_7, V_8\}$  em que  $V_0$  representa a intensidade do *pixel* central e  $V_1, \dots, V_8$  são os valores das intensidades dos *pixels* vizinhos. Daí segue que a unidade de textura correspondente pode ser representada como um conjunto definido por:

$$TU = \{e_1, e_2, e_3, e_4, e_5, e_6, e_7, e_8\}, \quad (3.38)$$

em que

$$e_i = \begin{cases} 0, & \text{se } V_i < V_0, \\ 1, & \text{se } V_i = V_0, \\ 2, & \text{se } V_i > V_0, \end{cases} \quad \forall i = 1, 2, \dots, 8, \quad (3.39)$$

e o elemento  $e_i$  ocupa a mesma posição do *pixel*  $i$ .

A combinação dos 8 elementos resulta em  $3^8 = 6561$  possíveis unidades de texturas no total, que podem ser registradas usando a fórmula

$$N_{TU} = \sum_{i=1}^8 3^{i-1} e_i, \quad (3.40)$$

em que  $N_{TU}$  é o número da unidade de textura e  $e_i$ , o  $i$ -ésimo elemento do conjunto da unidade de textura  $TU = \{e_1, e_2, e_3, e_4, e_5, e_6, e_7, e_8\}$ . A Equação (3.40) gera para cada unidade de textura uma assinatura e a distribuição de frequência das unidades de uma textura é denominada espectro de textura. A Figura 26 ilustra um exemplo do cálculo da unidade de textura para uma dada vizinhança. Considerando a ordenação definida na Figura 26(c), o número da unidade de textura (assinatura) recebe o seguinte valor

$$N_{TU} = 0.3^0 + 2.3^1 + 2.3^2 + 2.3^3 + 1.3^4 + 2.3^5 + 1.3^6 + 0.3^7 = 2103.$$

23	33	45
10	25	55
30	44	25

(a) Vizinhança.

0	2	2
0		2
2	2	1

(b) Unidade de textura.

$3^0$	$3^1$	$3^2$
$3^7$		$3^3$
$3^6$	$3^5$	$3^4$

(c) Ordenação.

Figura 26 – Exemplo do cálculo da unidade de textura para uma vizinhança  $3 \times 3$ . (a) Vizinhança da imagem. (b) Cálculo do valor de cada  $e_i$  utilizando a Equação 3.39. (c) Ordenação da vizinhança.

### 3.5.1 As características de textura baseadas no espectro

O espectro de textura definido anteriormente pode ser determinado sobre 8 ordenações diferentes no cálculo do  $N_{TU}$  definido pela Equação (3.40). A distribuição de ocorrências das unidades de texturas é chamada de espectro de textura e pode ser usada para classificar e caracterizar texturas. He & Wang (1991) definiram características baseadas no conceito de espectro de textura e duas dessas características são usadas neste trabalho: a simetria geométrica (*GS*, do inglês, *Geometric Symmetry*) e o grau de direção (*DD*, do inglês, *Degree of Direction*).

A simetria geométrica quantifica a regularidade da forma da textura. Os valores próximos de 100 indicam que uma rotação de  $180^\circ$  na imagem, não altera significativamente o espectro de textura. Em outras palavras, a direção predominante dos padrões não é alterada, como pode ser observado na Figura 27. A medida *GS* é calculada segundo a expressão:

$$GS = 100 \left[ 1 - \frac{1}{4} \sum_{j=1}^4 \frac{\sum_{i=0}^{6560} |S_j(i) - S_{j+4}(i)|}{2 \sum_{i=0}^{6560} S_j(i)} \right], \quad (3.41)$$

em que  $S_j(i)$  contém a frequência em que ocorrem unidades com valor de assinatura  $i$  sob a

ordenação  $j$ , dado que  $j$  representa uma, dentre as oito ordenações possíveis. Os valores de  $GS$  são obtidos pela Equação (3.41) e estão no intervalo  $[0,100]$ .

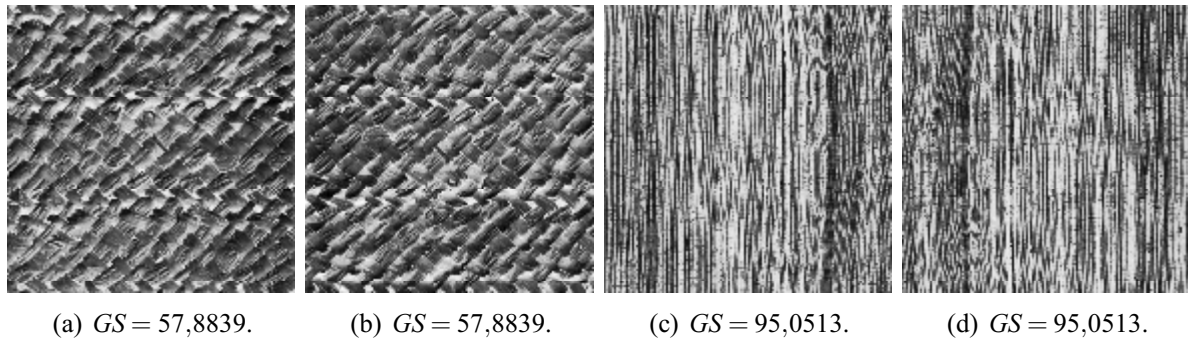


Figura 27 – Alteração do espectro de textura segundo o valor da simetria geométrica. (a) Imagem D18 pertencente ao álbum de Brodatz. (b) Imagem D18 rotacionada de  $180^\circ$ . (c) Imagem D106 pertencente ao álbum de Brodatz. (d) Imagem D106 rotacionada de  $180^\circ$ .

O grau de direção  $DD$  é responsável por medir o grau de linearidade das estruturas presentes em uma textura, podendo assumir valores no intervalo  $[0,100]$ . Quanto menor este valor, maior a indicação de presença de padrões lineares na imagem. A Figura 28 ilustra a característica  $DD$  calculada em imagens do álbum de Brodatz. Observa-se que esta medida indica a linearidade dos padrões existentes nas imagens, padrões estes que estão presentes em imagens SAR na forma de *streaks* de ventos.

O grau de direção  $DD$  é definido por:

$$DD = 100 \left[ 1 - \frac{1}{6} \sum_{m=1}^3 \sum_{n=m+1}^4 \frac{\sum_{i=0}^{6560} |S_m(i) - S_n(i)|}{2 \sum_{i=0}^{6560} S_m(i)} \right], \quad (3.42)$$

em que  $S_m(i)$  e  $S_n(i)$  são definidos da mesma maneira que  $S_j(i)$  na Equação (3.41).

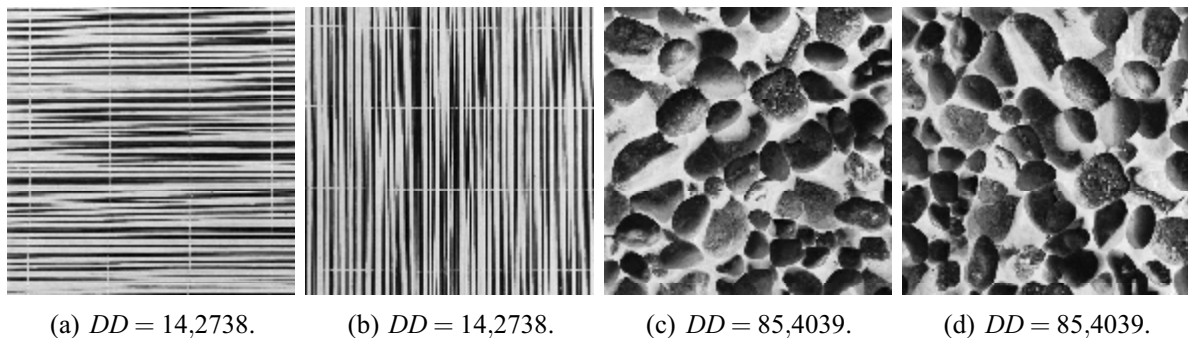


Figura 28 – Alteração do espectro de textura segundo o valor do grau de direção. (a) Imagem D49 pertencente ao álbum de Brodatz. (b) Imagem D49 rotacionada de  $90^\circ$ . (c) Imagem D31 pertencente ao álbum de Brodatz. (d) Imagem D31 rotacionada de  $90^\circ$ .

---

## 3.6 Conclusões do capítulo

---

Neste capítulo foram apresentadas as principais ferramentas matemáticas que dão suporte a este trabalho. A extração de padrões de direção utiliza abordagem por textura e transformadas, a saber, *wavelets* e Fourier. As transformadas *wavelets* estudadas foram o Chapéu Mexicano, Gabor e algoritmo *à trous*. A transformada *wavelet* Gabor é a base fundamental deste trabalho e, combinada com análise de textura, forma uma das metodologias desenvolvidas nesta tese. Os atributos derivados da matriz de co-ocorrência de níveis de cinza permitem a estimação da direção dos padrões lineares presentes nas imagens SAR.

---

# METODOLOGIAS PARA EXTRAÇÃO DOS CAMPOS DE VENTO

---

Neste capítulo são descritos os três métodos de estimação de direção do vento aplicados às imagens SAR. Estes métodos servirão de base de comparação de desempenho das metodologias propostas.

O conhecimento do comportamento de vetores de vento (direção e velocidade) na superfície dos oceanos é útil para estudos e aplicações oceanográficas e meteorológicas (CLARO; LORENZZETTI, 2007). Particularmente a extração de campos de vento em imagens SAR se mostra necessária em situações de desastres por derrame de óleo no mar. Tais informações podem ser adquiridas utilizando: (a) medidas de instrumentos (escaterômetros, boias, etc.), (b) modelos meteorológicos, ou (c) informações de *streaks* induzidas pelo vento presentes em imagens SAR ou através de sistemas remotos inteligentes de processamento de imagens.

Na Seção 4.2 são apresentados os modelos geofísicos da banda C (CMOD) que são aplicados para estimar a velocidade do vento. Dentre as variáveis de entrada destes modelos constam ângulos de incidência do sistema imageador, retroespalhamento e direção do vento.

## 4.1 Extração da direção do vento em imagens SAR

---

Esta seção apresenta os principais métodos para a extração de direção do vento na superfície do oceano em imagens SAR. Os métodos apresentados utilizam as informações de *streaks* induzidas pelo vento, visíveis em imagens SAR do oceano, para estimar as direções do vento. Medidas de instrumentos (escaterômetro) são utilizadas como referência na validação dos resultados. Não foram utilizados dados de boias ou de estações meteorológicas (INMET<sup>1</sup>, por exemplo) costeiras por não haver esses recursos ou não estarem disponíveis para o período de aquisição das imagens.

Estes métodos são avaliados e modificados de modo que sejam aprimoradas as estimativas

---

<sup>1</sup>Instituto Nacional de Meteorologia.

da direção do vento.

Sabe-se que a precisão da estimativa da direção do vento se reflete na estimativa de velocidade, quando se utilizam os modelos CMOD. Nesta tese são utilizados os modelos CMOD para estimar velocidade do vento. Esses modelos utilizam dados de direção do vento para estimar a velocidade, e a precisão desta estimativa é utilizada como uma forma de avaliar a direção do vento estimada pelos métodos apresentados.

#### 4.1.1 Método baseado na transformada de Fourier

A aplicação da transformada rápida de Fourier na extração de direção do vento a partir de imagens SAR busca por picos espectrais que apontam para a direção dominante do vento no domínio espectral. Esta abordagem foi adotada por diversos autores (LEHNER *et al.*, 1998; VACHON; DOBSON, 1996; WACKERMAN *et al.*, 1996; HORSTMANN *et al.*, 2000; HORSTMANN; KOCH, 2005).

Para extrair a direção do vento em uma imagem SAR, aplica-se a FFT janelada aos coeficientes *wavelets*, como ilustra a Figura 29, gerados da decomposição da imagem SAR original. A FFT local é processada em sucessivas sub-cenas dos coeficientes *wavelets* do segundo nível de decomposição (FICHAUX; RANCHIN, 2002). O objetivo é obter a direção segundo a inspeção no domínio espectral de picos que, conectados aos pares, indicam a direção do vento que é perpendicular a reta que liga os picos espectrais.

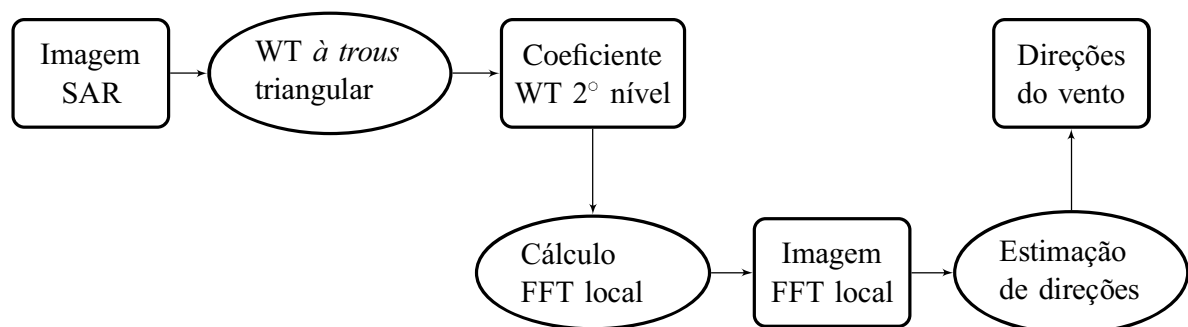


Figura 29 – Algoritmo para estimativas da direção do vento em imagens SAR usando a transformada rápida de Fourier.

#### 4.1.2 Método *wavelet* WDWaT

De acordo com Du, Vachon & Wolfe (2002), a estimativa da direção das *streaks* induzidas pelo vento em imagens SAR deve considerar o máximo dos desvios padrões das médias das



seções transversais ( $MStdM$ ) da imagem SAR. As médias das seções transversais da área de interesse são obtidas computando o valor médio de cada coluna na imagem de coeficientes de detalhes verticais da transformada *wavelet* Haar. Quando a imagem é rotacionada de 180 graus segundo um intervalo angular pré-definido, obtém-se os valores médios das seções transversais para cada ângulo de rotação testado. O intervalo angular de rotação é  $180/n$ , ( $1 < n < 180$ ) e a escolha de  $n$  depende da precisão requerida na estimativa. Após a rotação completa em toda a gama de ângulos, obtém-se  $n$  curvas com os valores das médias das seções transversais ( $AvStdM$ ). O  $MStdM$  e o  $AvStdM$  destas curvas são calculados como segue:

$$MStdM = \max\{StdM(1), StdM(2), \dots, StdM(n)\}, \quad (4.1)$$

$$AvStdM = \text{media}\{StdM(1), StdM(2), \dots, StdM(n)\}, \quad (4.2)$$

em que  $StdM(i)$  é o desvio padrão das médias das seções transversais para o ângulo de rotação de ordem  $i$ . O fator  $\kappa$  introduzido no algoritmo de Du, Vachon & Wolfe (2002) descreve a relevância das características direcionais e é dado por:

$$\kappa = \frac{MStdM}{AvStdM} \geq 1. \quad (4.3)$$

Este fator mede a relevância dos padrões direcionais na imagem. Inicialmente é atribuído um limiar pelo usuário, de modo que se  $\kappa$  ultrapassar este limiar se estabelece um grau de confiança aceitável do algoritmo, para estimar a direção dos padrões na imagem. O limiar configurado pelo usuário pode tomar por base a experiência do mesmo ou dados da literatura. Nos testes realizados, foi adotado o limiar com sendo 1, e a escolha da direção associada ao máximo valor de  $\kappa$ . A direção será eliminada somente se  $\kappa = 1$  para todas as escalas utilizadas.

A decomposição da imagem SAR em várias escalas apresenta características de textura distintas em cada uma delas. Assim sendo, as características de textura ou variações espaciais presentes a cada escala consideram a escala de decomposição observada, o espaçamento do *pixel* e do tamanho da imagem original. Uma exemplificação que pode tornar mais clara essa peculiaridade do algoritmo considera que, se o espaçamento do *pixel* de uma imagem no modo ScanSAR é de 50 m, as escalas 1,2,3,4,5 e 6 das imagens decompostas irão conter variações espaciais ou características de textura de  $50 \times 2^1 = 100, \dots, 50 \times 2^5 = 1600, 50 \times 2^6 = 3200$  metros de comprimento de ondas, respectivamente.

As principais etapas do WDWaT são: a) seleção das imagens, definição dos parâmetros de entrada e base *wavelet* a ser utilizada; b) decomposição *wavelet* das sub-cenas da imagem original em várias escalas; c) cálculo de  $MStdM$ ,  $AvStdM$  e  $\kappa$  nas imagens de coeficientes

verticais obtidas a cada escala; d) determinação do grau de confiança da estimativa e respectiva direção do vento na sub-cena; e) suavização; f) extração de direção do vento. O fluxograma do algoritmo WDWaT é mostrado na Figura 30 onde estão resumidos os passos descritos.

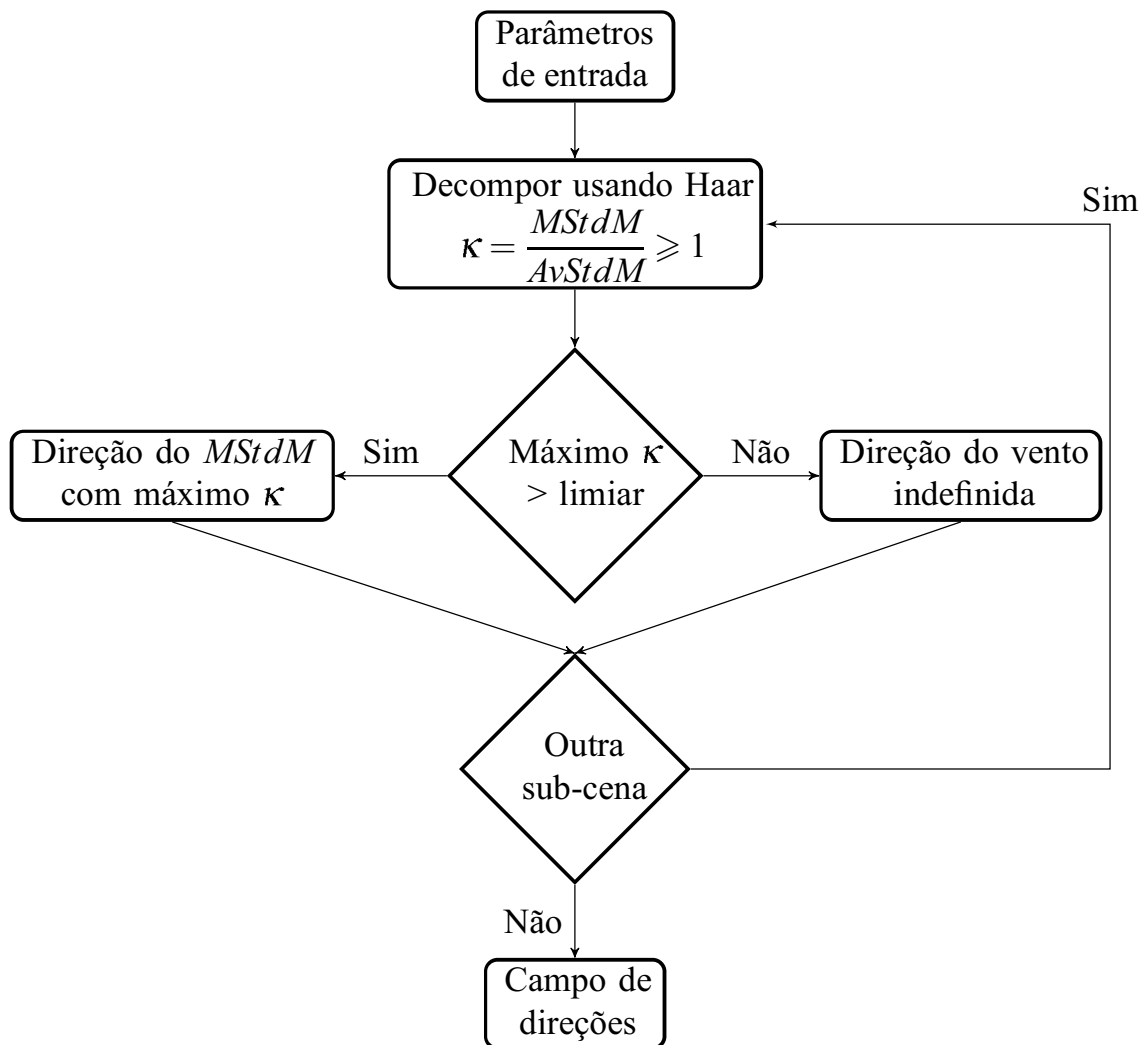
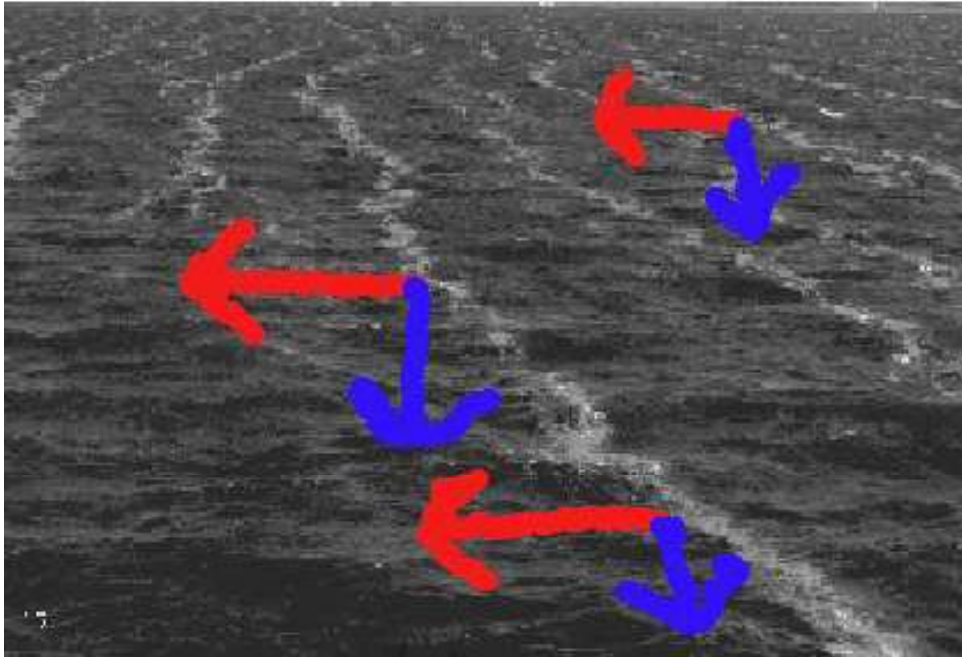


Figura 30 – Algoritmo para estimativas da direção do vento em imagens SAR usando transformada *wavelet* Haar.

O princípio da estimação de direção aplicada nesta metodologia considera que características verticais são mais fortes, quando a direção das *streaks* presentes na imagem estiver alinhada com a direção vertical. Portanto, os detalhes verticais da imagem na escala de interesse podem ser usados na estimação de direção de padrões presentes na imagem SAR. Calculando os detalhes verticais em uma escala particular e rotacionando a imagem de detalhes com um determinado intervalo do ângulo de rotação, é possível extrair direção de *streaks* de vento para diferentes ângulos. Com base na informação de direção das *streaks* obtém-se as direções do vento na imagem SAR processada.

### 4.1.3 O método do gradiente local

Os métodos de recuperação de vetores de vento partem do pressuposto de que a direção do vento é paralela às *streaks* visíveis nas imagens SAR. Em particular, para o método LG, obtém-se a direção do vento perpendicular à direção do gradiente (KOCH, 2004) pois o gradiente é perpendicular às *streaks* de ventos. Esse fato é ilustrado na Figura 31.



Fonte: Adaptada de <http://faculty.gvsu.edu/videticp/langmuir.htm>

Figura 31 – Exemplos de *streaks* sobre a superfície do oceano. Setas vermelhas ilustram os gradientes e as setas azuis a direção do vento.

O método LG é composto por três etapas espaciais. Na primeira etapa, a imagem SAR é suavizada e reduzida para resoluções espaciais de 100, 200 e 400 m. Para cada uma destas imagens são calculadas direções locais, definidas pela normal ao gradiente local, introduzindo ambiguidade em  $180^\circ$ . Na segunda etapa, os *pixels* que são afetados por características não induzidas pelo vento (ex. gelo, terra) são eliminados da análise. Por último, a partir de todas as direções resultantes, preservam-se as mais frequentes em uma grade de células pré-definidas (KOCH; FESER, 2006).

As componentes dos gradientes locais são calculadas com o operador de Sobel otimizado, dado por:

$$D_x = \frac{1}{32} \begin{pmatrix} 3 & 0 & -3 \\ 10 & 0 & -10 \\ 3 & 0 & -3 \end{pmatrix}, \quad (4.4)$$

e seu transposto

$$D_y = D_x^T. \quad (4.5)$$

Dada uma imagem  $A$  os gradientes da imagem em amplitude são calculados pela convolução dos filtros, Equações (4.4) e (4.5), com a imagem, e seus valores armazenados como números complexos como segue:

$$G^I = (g_{mn}^I) = (D_x + iD_y)(A). \quad (4.6)$$

As equações (4.4) e (4.5) implicam em suavização (KOCH, 2004), sendo assim a imagem do quadrado do gradiente bem como a magnitude do quadrado do gradiente, são reduzidas e suavizadas. Estas operações são definidas por

$$G^{II} = (g_{m'n'}^{II}) = R_{|2}((g_{mn}^I)^2) \quad (4.7)$$

$$G^{III} = (g_{m'n'}^{III}) = R_{|2}(|(g_{mn}^I)^2|). \quad (4.8)$$

Tendo computado todos os gradientes locais, são descartadas as seguintes informações, segundo estabelece Koch (2004):

1. A primeira e a última linha da imagem, assim como a primeira e a última coluna da imagem, pois a aplicação da máscara  $3 \times 3$  assim o impõe;
2. Pontos sobre a terra: na base de dados do litoral, ferramentas genéricas de mapeamento, podem ser utilizadas para a diferenciar a terra do oceano;
3. Pontos que não correspondem a características induzidas pelo vento, tais como gelo, são eliminados através do algoritmo automático dado por Koch (2004) ou manualmente.

A orientação predominante em uma sub-imagem é determinada pela posição do máximo valor no histograma suavizado dos pesos dos gradientes locais utilizados. Uma medida de qualidade é calculada a partir da magnitude da informação direcional dada na Equação (4.7). Esta medida de qualidade é definida por:

$$0 \leq r_{m'n'} = \frac{|g_{m'n'}^{II}|}{|g_{m'n'}^{II}| + \text{mediana}(|g_{p'q'}^{II}| \mid p'q' \in \text{sub-imagem})} < 1. \quad (4.9)$$

Mais detalhes sobre o algoritmo estão disponíveis em (KOCH, 2004).

## 4.2 Estimativa da velocidade do vento

Existem na literatura vários modelos relacionando velocidade e direção do vento com a seção transversal normalizada do radar (NRCS, do inglês, *Normalized Radar Cross Section*) na banda C. Neste trabalho, foram utilizados os modelos desenvolvidos para o contexto de dados de escaterômetros da banda C embarcados nos satélites ERS-1 e ERS-2 que operam em polarização VV. Os modelos escolhidos foram: CMOD4 (STOFFELEN; ANDERSON, 1997), CMOD-IFR2 (GUITING; YIJUN; YIJUN, 2006) e CMOD5 (HERSBACH; STOFFELEN; HAAN, 2004; HORSTMANN; KOCH; LEHNER, 2004).

O algoritmo baseado no modelo CMOD4 foi originalmente desenvolvido com três tipos de dados de observações terrestres: os dados do escaterômetro embarcado no satélite ERS-1, dados do Centro Europeu de Previsão do Tempo em Faixa Média (ECMWF, do inglês, *European Centre for Medium Range Weather Forecasts*) para análise de vento de superfície e informação da direção do vento e ondas da Administração Atmosférica e Oceânica Nacional (NOAA, do inglês, *National Oceanic and Atmospheric Administration*) oriundas de boias (KIM; MOON, 2002).

O modelo CMOD-IFR2 é similar ao modelo CMOD4 e é utilizado por algoritmos de recuperação de velocidade de vento em imagens SAR na banda C, sendo o mesmo utilizado em pós-processamento dos dados do escaterômetro a bordo do satélite ERS-1 (HORSTMANN *et al.*, 2000).

O modelo CMOD5 (HERSBACH; STOFFELEN; HAAN, 2004) foi desenvolvido mais recentemente que os demais para ser utilizado em faixa mais alta de velocidade do vento, em que o modelo CMOD4 tende a subestimar tais velocidades (MONALDO; THOMPSON, 2006).

A recuperação da velocidade do vento depende de uma função de modelo empírica, a qual relaciona a NRCS da superfície do oceano  $\sigma_o$  com a velocidade do vento próximo da superfície local  $V$ , a direção do vento versus a direção de visada da antena  $\Phi$  e o ângulo de incidência  $\theta$ . A forma geral da função é dada por (STOFFELEN; ANDERSON, 1997):

$$\sigma_o = B0(1 + B1 \cos(\Phi) + B2 \cos(2\Phi))^p, \quad (4.10)$$

em que  $p \in \mathbb{R}$  e  $B0$ ,  $B1$  e  $B2$  são coeficientes que dependem do ângulo de incidência, da velocidade do vento, da frequência e da polarização do radar. Para a banda C, esses coeficientes foram determinados empiricamente pelo cálculo dos dados do escaterômetro embarcado no satélite ERS-1, o qual opera na banda C com polarização VV e campos de ventos do ECMWF (HORSTMANN; KOCH, 2005). Essas funções são úteis para recuperar a velocidade do vento

de imagens SAR com polarização VV. Os modelos CMOD4 e CMOD-IFR2 foram aplicados com sucesso para imagens SAR oriundas dos satélites ERS-1 and ERS-2 (HORSTMANN *et al.*, 2000).

Particularmente no satélite RADARSAT-1, o sistema opera na banda C e polarização HH. Portanto, os modelos CMOD não podem ser usados diretamente com os dados adquiridos por esse satélite. Isto acontece devido ao fato do retroespalhamento  $\sigma_o$  decrescer com o aumento do ângulo de incidência e a estimativa da velocidade do vento ser sensível a erros da estimativa da direção do vento.

O modelo CMOD4 é dado pela equação (CLARO, 2007):

$$\sigma_o = B0(1 + B1 \cos(\Phi) + B3 \tanh(B2) \cos(2\Phi))^{1,6}, \quad (4.11)$$

em que  $B0 = b_r \times 10^{\alpha + \gamma f_1(V + \beta)}$  e

$$f_1(y) = \begin{cases} -10, & \text{se } y \leq 10^{-10}, \\ \log(y), & \text{se } 10^{-10} < y \leq 5, \\ \frac{\sqrt{y}}{3,2}, & \text{se } y > 5, \end{cases} \quad (4.12)$$

e  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ ,  $B1$ ,  $B2$  e  $B3$  são expandidos como polinômios de Legendre com um total de 18 coeficientes.

Os modelos CMOD-IFR2 e CMOD5 foram desenvolvidos posteriormente e seguem a mesma construção. O modelo CMOD-IFR2 é dado pela fórmula:

$$\sigma_o = 10^{\alpha + \beta \sqrt{V}} (1 + B1 \cos(\Phi) + \tanh(B2) \cos(2\Phi)), \quad (4.13)$$

em que  $V$  é a velocidade do vento e  $\Phi$  denota o ângulo entre a visada do feixe do radar e a direção do vento. O modelo CMOD5 é definido por:

$$\sigma_o = B0(1 + B1 \cos(\Phi) + B2 \cos(2\Phi))^{1,6}, \quad (4.14)$$

em que  $B0$ ,  $B1$  and  $B2$  são funções da velocidade do vento  $V$  e ângulo de incidência  $\theta$ . Os coeficientes dos três modelos são tabelados e os valores são mostrados no Apêndice A.

### 4.2.1 Razão de polarização

Os algoritmos das séries CMOD descritos na Seção 4.2 foram originalmente desenvolvidos para a banda C com polarização VV tais como os satélites ERS-1 e ERS-2. Para utilizar estes modelos para dados com polarização HH, foi desenvolvida por Thompson, Elfouhaily

& Chapron (1998) a razão de polarização ( $PR$ , do inglês, *Ratio Polarization*) com o intuito de obter uma forma aproximada do retroespalhamento do RADARSAT-1. Essa expressão é dada por:

$$PR = \frac{\sigma_o^{HH}}{\sigma_o^{VV}}, \quad (4.15)$$

em que  $\sigma_o^{HH}$  e  $\sigma_o^{VV}$  são os retroespalhamentos NRCS com polarizações HH e VV, respectivamente. Diferentes funções para expressar a razão  $PR$  foram sugeridas na literatura (HORSTMANN; KOCH, 2005; THOMPSON; ELFOUHAILY; CHAPRON, 1998; GUITING; YIJUN; YIJUN, 2006), sendo as mais utilizadas definidas a seguir:

$$PR = \frac{(1 + \alpha \tan^2 \theta)^2}{(1 + 2 \tan^2 \theta)^2}, \quad (4.16)$$

em que  $\alpha$  é constante e igual a 0,6, neste caso, denominado retroespalhamento de Thompson (THOMPSON; ELFOUHAILY; CHAPRON, 1998). Essa forma está estritamente relacionada às formas teóricas da razão de polarização, em que  $\alpha = 0$  provê o  $PR$  teórico para retroespalhamento de Bragg e  $\alpha = 2$  resulta no retroespalhamento denominado de Kirchhoff. De acordo com Kim & Moon (2002), outro modelo do  $PR$ , chamado retroespalhamento de Elfouhaily, é definido por:

$$PR = \frac{(1 + 2 \sin^2 \theta)^2}{(1 + 2 \tan^2 \theta)^2}. \quad (4.17)$$

As curvas de razão de polarização mostradas na Figura 32(a) foram geradas a partir da Equação (4.16) com  $\alpha = 0$ ,  $\alpha = 0,6$ ,  $\alpha = 2$  e da Equação (4.17), e exibem o comportamento de cada  $PR$  em relação ao ângulo de incidência. A Figura 32(b) exhibe os valores do retroespalhamento NRCS em função da direção do vento para uma velocidade do vento entre 5 e 25 m/s para polarização HH (curvas sólidas) e polarização VV (curvas pontilhadas), usando um ângulo de incidência constante e igual a  $45^\circ$ . Os valores de NRCS exibidos no gráfico foram calculados com base no modelo CMOD-IFR2 para polarização VV e polarização HH definida pela Equação (4.15), com  $PR$  obtido pela Equação (4.16) com  $\alpha = 0,6$ .

De acordo com a Figura 32(b), a diferença no NRCS entre as polarizações HH e VV para a direção relativa à antena (*upwind*) e velocidade do vento igual 10 m/s é de aproximadamente 5,5 dB, dados que confirmam as medidas obtidas por Horstmann *et al.* (2000). Essas medidas indicam que a implementação dos modelos está correta, e desta forma, os modelos podem ser utilizados como avaliação da qualidade da estimativa de direção do vento.

Os modelos de  $PR$  utilizados não dependem da direção do vento e da velocidade, mas somente do ângulo de incidência. Entretanto, existem modelos de razão de polarização que dependem da direção e velocidade do vento. O modelo de Thompson, que utiliza  $\alpha = 0,6$ ,

possui um bom desempenho na faixa de vento com velocidade de 4 a 10 m/s com ângulos de incidência entre  $20^\circ$  e  $48^\circ$ . Segundo Horstmann, Koch & Lehner (2004) a razão de polarização de Thompson é a melhor escolha para essa faixa de velocidade de vento.

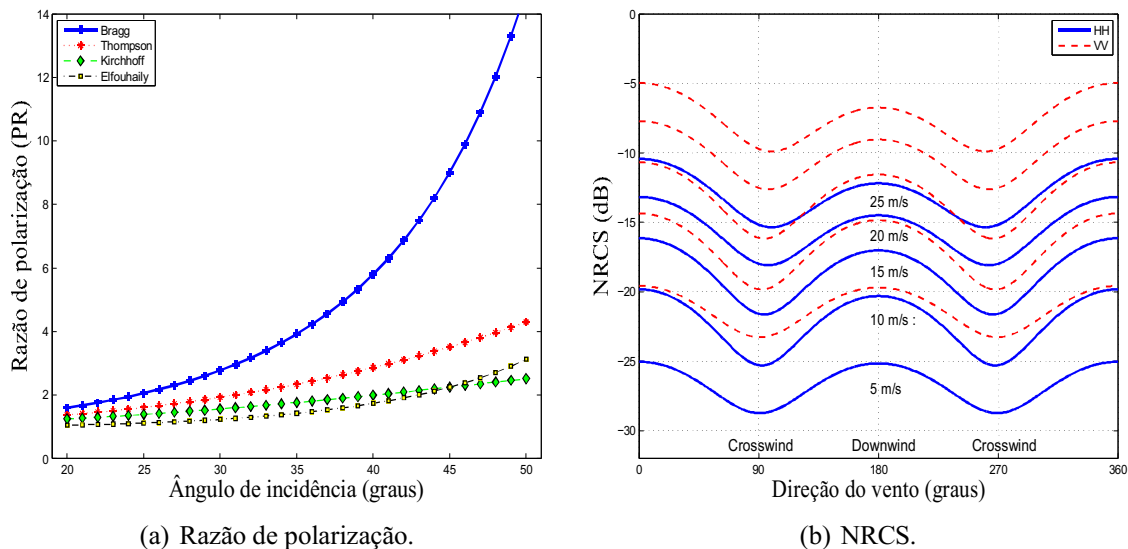


Figura 32 – (a) Gráfico da razão de polarização ( $PR$ ) dos modelos da banda C em função do ângulo de incidência. (b) Gráfico do NRCS em função da direção do vento para polarização HH e polarização VV com a velocidade do vento entre 5 m/s e 25 m/s.

### 4.3 Conclusões do capítulo

Neste capítulo foram apresentados os métodos de recuperação de vetores de vento mais utilizados na literatura. A estimação da direção do vento de imagens SAR é abordada por diferentes ferramentas. Dentre os métodos estudados compreendem os algoritmos LG, WDWaT e os baseados na FFT. Ademais, os modelos geofísicos da banda C apresentados utilizam a direção do vento, estimada pelos métodos citados como entrada, para estimar a velocidade do vento. Esta etapa é utilizada nesta tese para avaliar a qualidade da estimação da direção do vento.



## METODOLOGIAS PROPOSTAS

Neste capítulo são descritos os métodos propostos de estimativa de direção do vento nesta tese, que constituem duas abordagens diferentes, sendo uma por transformadas e a outra com base em atributos de textura extraídos da GLCM. Vale destacar a originalidade do uso da transformada *wavelet* Gabor na extração de direção de ventos em imagens SAR e como esta contribui para a melhoria do desempenho da metodologia proposta nesta tese.

A medida proposta *LPI* identifica a existência de padrões lineares nas imagens processadas diminuindo o tempo de processamento dos algoritmos, evitando assim o processamento desnecessário de imagens sem padrões lineares.

### 5.1 Abordagem baseada em transformadas

O método proposto baseado em transformadas engloba as transformadas *wavelet à trous* (com função de base  $B_3$ -spline), Gabor e Chapéu Mexicano. O algoritmo proposto ampliou os resultados alcançados por Fichaux & Ranchin (2002), adicionando o uso de outras transformadas *wavelets*. Estas *wavelets* apresentam potencial para melhorar os resultados na detecção das *streaks* induzidas pelo vento na faixa de velocidade de 5 a 10 m/s, em que a base triangular não é capaz de estimar corretamente as direções (FICHAUX; RANCHIN, 2002).

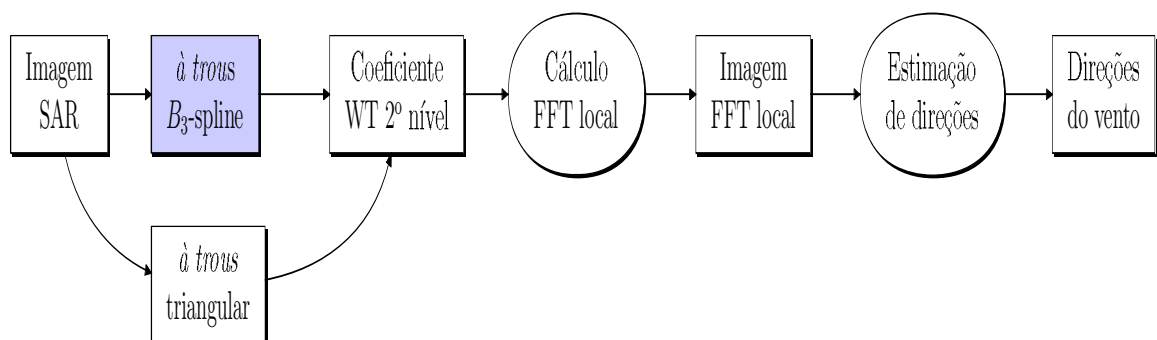


Figura 33 – Metodologia proposta de estimativa da direção do vento usando FFT.

Neste trabalho foi utilizada uma abordagem baseada na FFT que é uma extensão do

algoritmo proposto por Fichaux & Ranchin (2002). O algoritmo modificado (veja a Figura 33) consiste em aplicar a FFT local nos coeficientes *wavelets* obtidos da decomposição da imagem original pela transformada *wavelet à trous*. O algoritmo da transformada *wavelet* aplicado nesta tese foi proposto por Dutilleux (1987).

A metodologia de estimação da direção do vento, a partir de padrões de *streaks* de vento em imagens SAR, aplica a FFT janelada na imagem de coeficientes *wavelets* e processa sucessivas sub-cenas. Tal aplicação utiliza a imagem de coeficientes *wavelets* do segundo nível de decomposição, pois o primeiro nível de coeficientes é inadequado para esta análise, porque se concentra na resolução espacial que varia de 100 a 200 m (FICHAUX; RANCHIN, 2002), e contém bastante ruído. Vale ressaltar que as *streaks*, induzidas pelo vento, visíveis em imagens SAR estão em resoluções tipicamente maiores de 200 m (HORSTMANN; KOCH, 2005). Em uma imagem com 100 m de tamanho de *pixel* (200 m de resolução), a imagem dos coeficientes *wavelets* representa resoluções espaciais de fenômenos na ordem de 200 a 400 m.

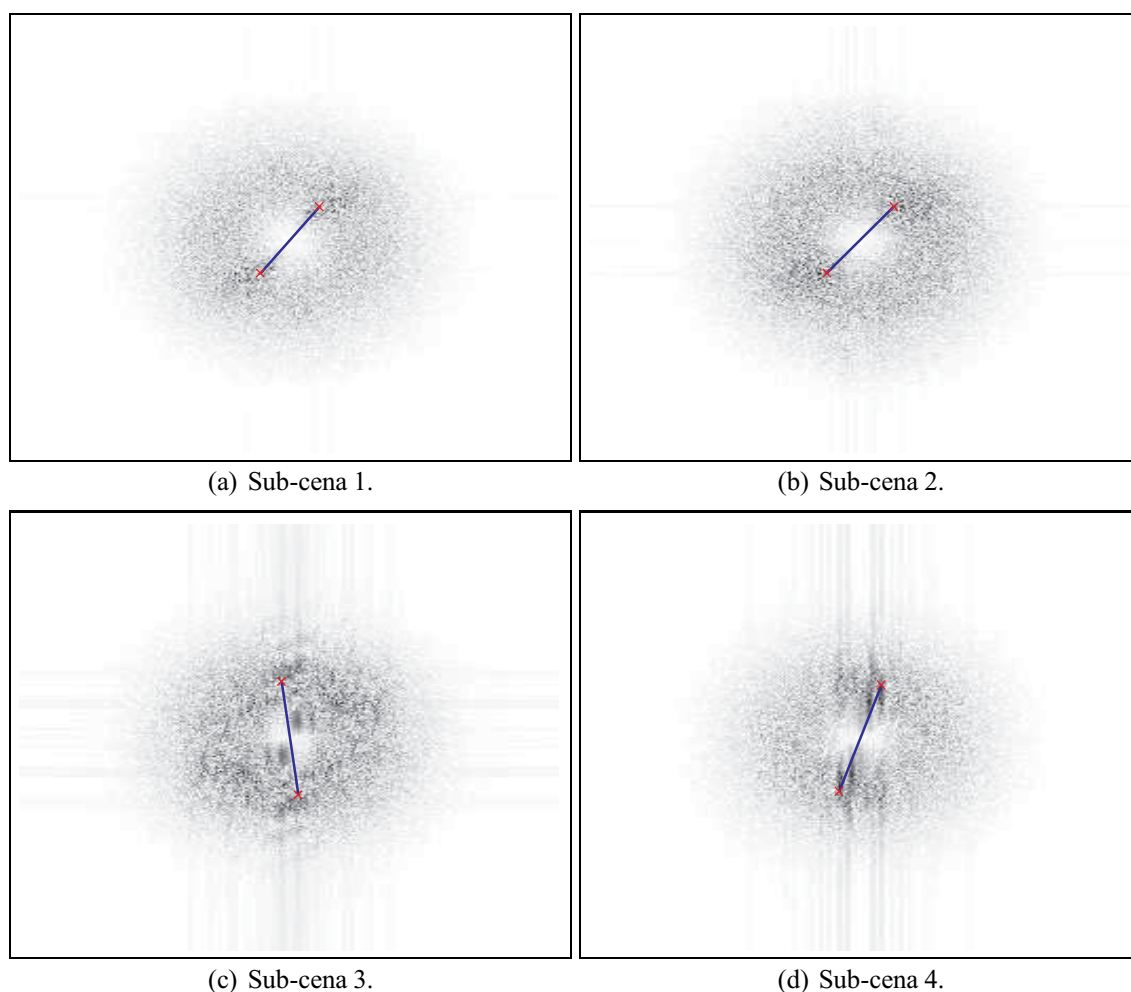


Figura 34 – Reta (azul) conectando os picos espectrais (vermelho) da transformada de Fourier em 4 sub-cenas na imagem SAR do dia 29/09/2006.

A Figura 34 ilustra os picos espectrais de uma imagem SAR processada com 4 sub-cenas. A direção da reta obtida da conexão entre os picos espectrais na imagem de coeficientes *wavelets* (segundo nível) indica a direção predominante do vento. A direção do vento estimada é perpendicular à reta que liga os picos espectrais (FICHAUX; RANCHIN, 2002).

O procedimento consiste em aplicar uma FFT local à imagem SAR para estimar a direção do vento usando uma grade de tamanho  $250 \times 250$  *pixels*, que equivale a  $25 \times 25$  km de resolução da célula (sub-cena processada). Esta célula corresponde exatamente à célula de resolução do QuikSCAT. Para efeito de avaliação, foi comparada a informação das direções estimadas pelo algoritmo baseado em transformadas utilizando FFT com outros dois algoritmos disponíveis na literatura, descritos na Seção 4.1. Adicionalmente, os resultados obtidos foram comparados com os dados do satélite QuikSCAT.

O método proposto, baseado em transformadas, engloba as transformadas *wavelet à trous* (com função de base  $B_3$ -spline explicado anteriormente), as *wavelets* Gabor e Chapéu Mexicano e o mesmo está ilustrado na Figura 35.

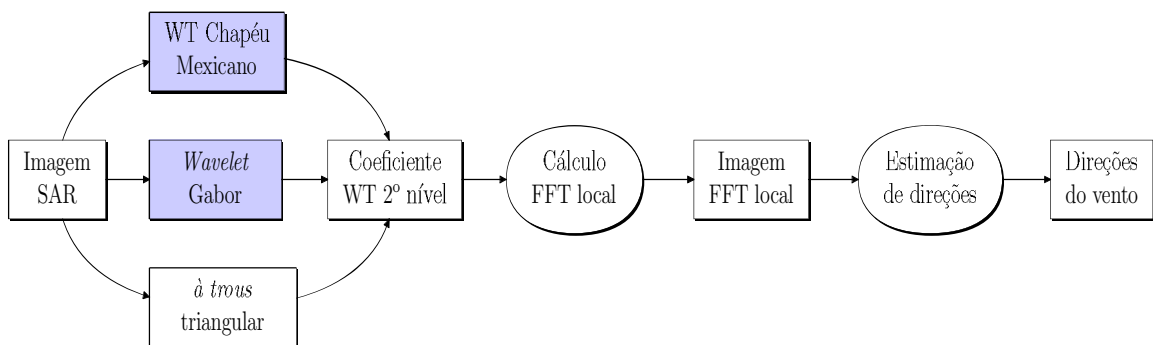


Figura 35 – Metodologia proposta para estimar a direção do vento usando FFT com transformada *wavelet*. Os algoritmos propostos (centro e topo) para estimar a direção de vento estão destacados em azul.

Na metodologia proposta, as *streaks* induzidas pelo vento são realçadas pela transformada *wavelet* Gabor, rotacionando a função de base definida na Equação (3.18), com intervalo de rotação de  $10^\circ$ . O algoritmo mostrado na Figura 36 apresenta os passos necessários para extrair a imagem de detalhes na decomposição pela *wavelet* Gabor, da qual serão estimadas as direções do vento pelo método das transformadas. No total existem  $M$  diferentes frequências e  $N$  diferentes orientações, resultando em  $M \times N$  coeficientes para cada *pixel*  $(x,y)$  da imagem. As Equações (5.1) e (5.2) exibem a operação de rotação, como segue:

$$g_{mn}(x,y) = g(x',y'), \quad (5.1)$$

em que  $m \in [1,M]$ ,  $n \in [1,N]$  e  $g(x,y)$  é definida pela Equação (3.18). A matriz de rotação é dada

por

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_n & \sin \theta_n \\ -\sin \theta_n & \cos \theta_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}, \quad \theta_n = \frac{n\pi}{N}. \quad (5.2)$$

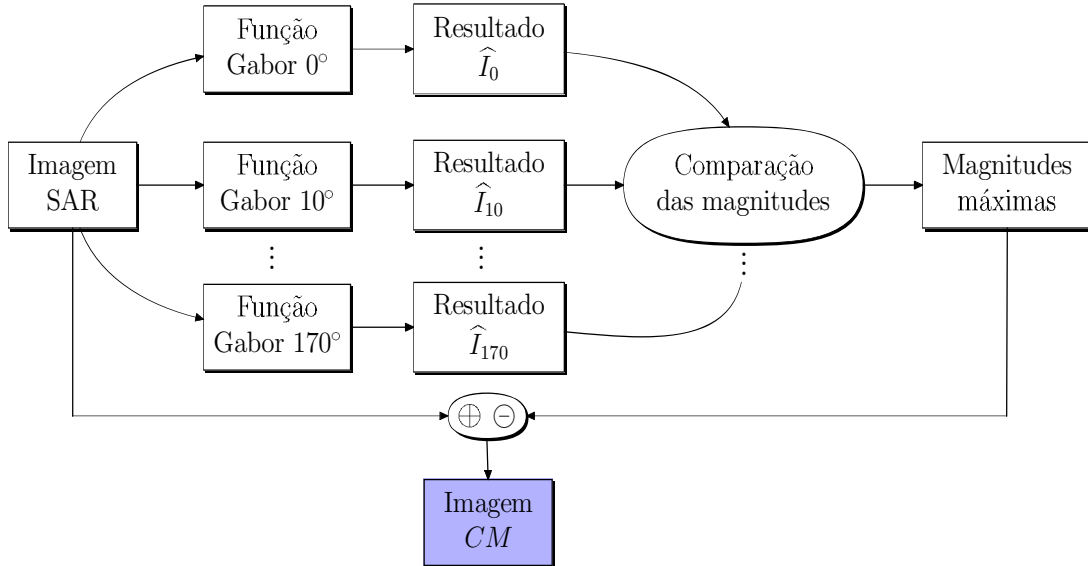


Figura 36 – Algoritmo da transformada *wavelet* Gabor.

A convolução de uma imagem  $I(x,y)$  com a *wavelet* Gabor resulta na imagem transformada que é definida por:

$$\hat{I}(x,y,m,n) = \int I(x',y')g_{mn}(x-x',y-y')dx'dy'. \quad (5.3)$$

Neste trabalho, deseja-se encontrar a imagem que contém os máximos em magnitude ( $T$ ) obtidos em todas as orientações testadas. Assim sendo esta matriz é dada por:

$$T(x,y) = \max_{\theta} |\hat{I}(x,y,m,n)|. \quad (5.4)$$

Após o cálculo da imagem  $T(x,y)$  de magnitude máxima em todas as direções, obtém-se a imagem de coeficientes, como segue:

$$CM(x,y) = T(x,y) - I(x,y). \quad (5.5)$$

A estimativa da direção do vento será calculada mediante a aplicação da FFT na imagem  $CM(x,y)$ , resultando em uma nova representação das sub-cenas, com realce das *streaks*, conforme ilustrado na Figura 37(b).

Seguindo a metodologia de estimação por transformadas, a abordagem com a *wavelet* Chapéu Mexicano para a recuperação da direção do vento, consiste na convolução da função dada pela Equação (3.22) com a imagem original. Na etapa seguinte calcula-se a diferença entre a imagem SAR original e o resultado da convolução. A Figura 38 ilustra o resultado do

processamento, para encontrar as *streaks* visíveis nas imagens SAR. Na sequência aplica-se a FFT para calcular a direção do vento nas sub-cenas da imagem de coeficientes de detalhes.

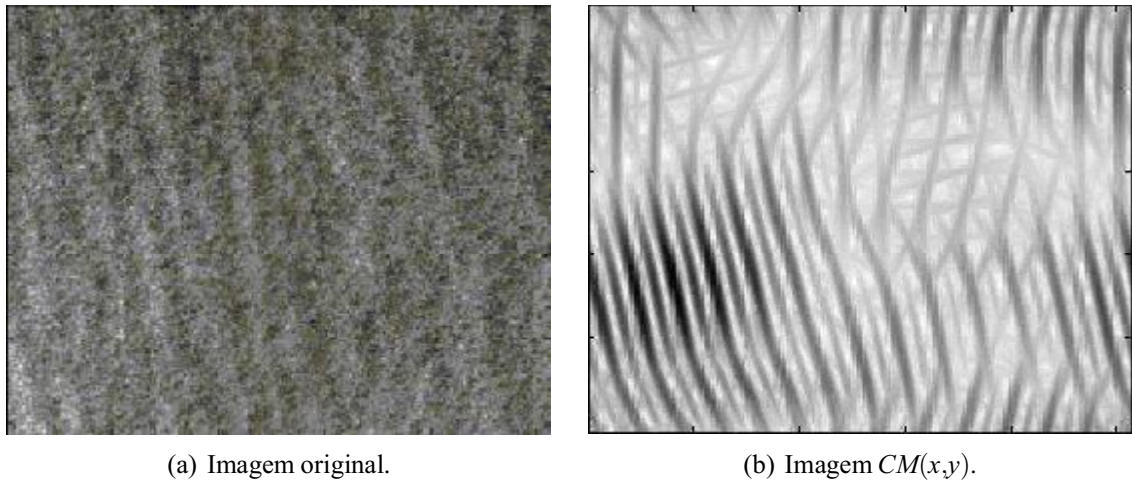


Figura 37 – Processamento da imagem pela transformada *wavelet* Gabor. (a) Imagem SAR original  $I(x,y)$ . (b) Imagem das direções dominantes das *streaks* induzidas pelo vento sobre a superfície do oceano.

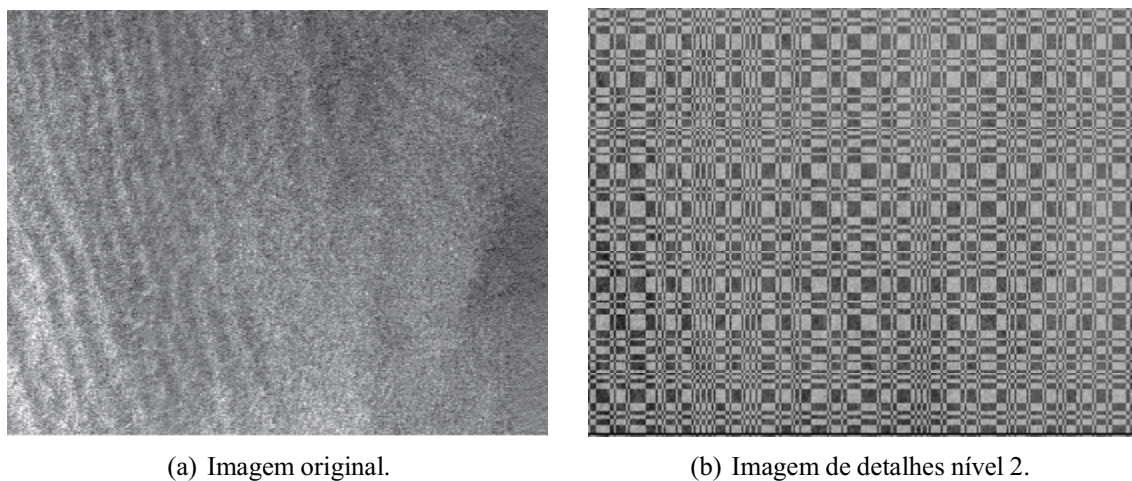


Figura 38 – Processamento da imagem pela transformada *wavelet* Chapéu Mexicano. (a) Imagem SAR original. (b) Imagem das direções dominantes das *streaks* induzidas pelo vento sobre o oceano.

## 5.2 A medida LPI

---

A estimativa de direção de padrões lineares ou aproximadamente lineares por partes, presentes nas imagens SAR, por análise de textura, a ser descrita na Seção 5.3, conta com uma etapa de confirmação da existência destes padrões na imagem. Esta etapa é importante para dar prosseguimento ao processamento da GLCM e conferir a presença de *streaks* na região.

Para tanto, nesta tese é proposta a medida de identificação de padrões lineares (*LPI*, do inglês, *Linear Pattern Identifier*) que, ao ser aplicada aos coeficientes de detalhes da transformada *wavelet* Gabor, detecta a presença destes padrões e confere mais confiança ao processo.

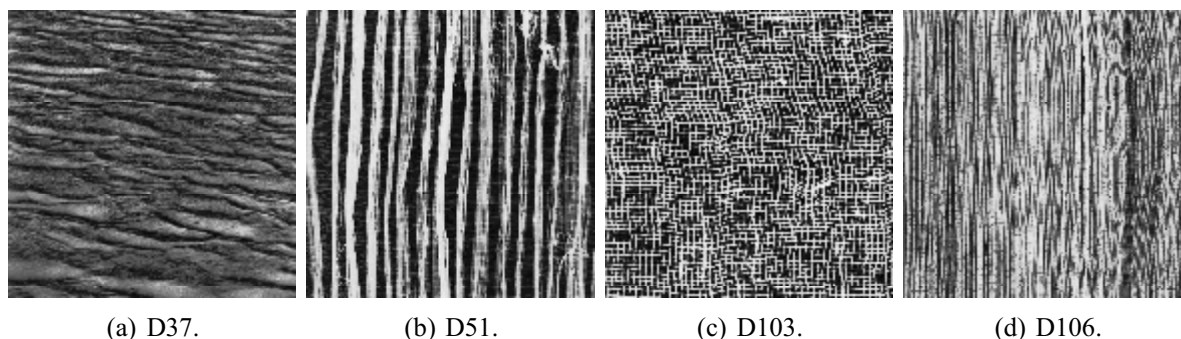


Figura 39 – Imagens do álbum de Brodatz para avaliação do *LPI*.

Esta medida é obtida combinando informação do grau de direção obtido a partir do espectro de textura e da simetria geométrica (Seção 3.5.1), sendo proposta como a diferença entre *GS* e *DD*, e define a existência ou não de padrões lineares ou aproximadamente lineares por partes na imagem e é definida por:

$$LPI = (GS - DD) / 100. \quad (5.6)$$

Tabela 8 – Atributos do espectro de textura para imagens de Brodatz e seus respectivos *LPIs*.

Image	<i>GS</i>	<i>DD</i>	<i>LPI</i>
D37	94,5306	19,9423	0,7821
D51	91,1572	23,3691	0,6779
D103	95,6525	81,334	0,1432
D106	91,6834	34,17	0,5751

A medida *LPI* assume sempre valores menores do que 1 e a Tabela 8 mostra exemplos do resultado da detecção de padrões lineares em imagens de textura do álbum de Brodatz. A Figura 39 ilustra quatro imagens do álbum sendo que a Figura 39(c) apresenta padrões aproximadamente lineares com direções não paralelamente definidas. Por outro lado nas imagens exibidas nas Figuras 39(a), 39(b) e 39(d) visivelmente se destacam padrões lineares ou aproximadamente lineares com direções melhor definidas. Essa observação pode ser confirmada pela medida *LPI*, que resulta para a imagem D103 em 0,1432, ou seja o menor valor da Tabela 8. Observando as demais medidas da tabela, também se conclui que a medida *DD* assim como a *GS* não são suficientes para apontar esta particular diferença entre os padrões das imagens. A medida *LPI*, entretanto, deixa isto claro.

Observa-se na medida *GS* uma variação menor entre os valores, sendo esta insuficiente

para apontar na imagem a presença ou ausência de padrão linear, e sim indicar a regularidade do padrão existente na textura.

### 5.3 Abordagem baseada em textura

Faz parte dos objetivos deste trabalho identificar padrões lineares em imagens contaminadas por ruído *speckle* e com isso estimar a direção destes padrões. Para tanto, o diagrama da Figura 40 ilustra as etapas de processamento que incluem o cálculo da medida *LPI*, observando que imagens contaminadas por ruído *speckle* devem ser previamente filtradas.

Como exibe a Figura 40, a entrada deste algoritmo baseado em análise de textura requer a decomposição por transformada *wavelet* Gabor da imagem original. Na sequência, a medida *LPI* deverá apontar a presença ou ausência de padrões lineares e dar prosseguimento ao cálculo da GLCM. As direções possíveis para o cálculo da GLCM são  $q = 0^\circ$ ,  $q = 45^\circ$ ,  $q = 90^\circ$  e  $q = 135^\circ$ , como mostrado no Capítulo 3. A fim de obter um conjunto maior de ângulos, é proposta nesta tese a rotação da imagem processada no sentido horário, com passo de  $1^\circ$ , mantendo o cálculo da GLCM com  $q = 0^\circ$ . A Figura 41 ilustra este processo de cálculo da GLCM para um conjunto maior de valores de  $q$ .

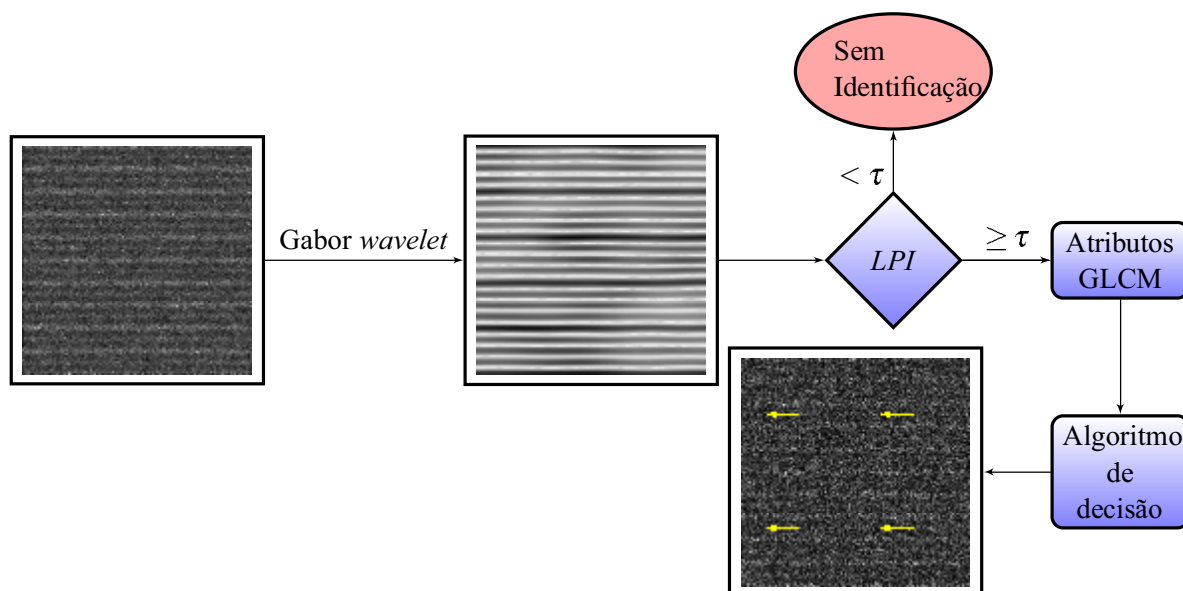


Figura 40 – Algoritmo proposto para extração de padrões lineares usando análise de textura.

Os atributos selecionados da GLCM para discriminar a direção dos padrões lineares contidos numa imagem foram escolhidos após experimentos realizados com 6 atributos diferentes. Foram descartados 2 atributos por apresentarem resultados idênticos ao contraste ( $C$ ) e a homogeneidade ( $H$ ). No fim, os atributos selecionados foram a correlação ( $R$ ), o contraste

(C), a homogeneidade ( $H$ ) e a energia ( $E$ ). Espera-se que os descritores utilizados atinjam seus valores máximos ou mínimos, quando o ângulo da matriz coincidir com o ângulo dos padrões lineares existentes na imagem, e, desta forma, identificar o ângulo dos referidos padrões.

O método proposto consiste, portanto, em rotacionar a imagem por um ângulo qualquer. Como forma de contornar problemas de rotação da imagem em *grid* retangular, realiza-se um recorte da imagem original rotacionada. Todos os recortes devem possuir o mesmo tamanho (veja a Figura 41(c)), e toma-se a menor área que garante a utilização de todos os ângulos, segundo

$$r(w, \varphi) = \frac{w}{\sin \varphi + \cos \varphi}. \quad (5.7)$$

Para um valor fixo de  $w$ , o valor mínimo de  $r(w, \varphi)$  ocorre quando  $\varphi = \pi/4$

$$r_{\min} = \frac{w}{\sqrt{2}}. \quad (5.8)$$

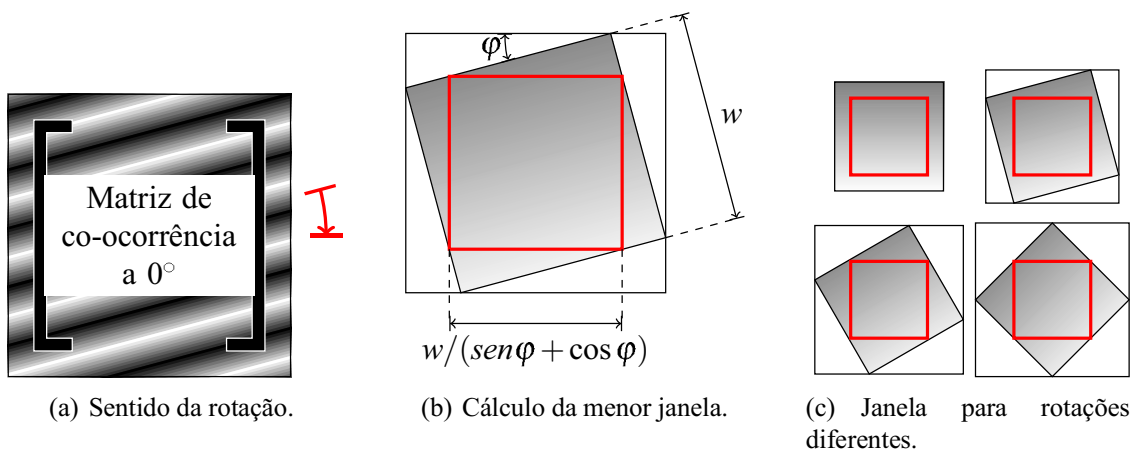


Figura 41 – Processo de cálculo da matriz de co-ocorrência para um conjunto de ângulos de rotações aplicados à imagem.

A etapa final da metodologia é a estimativa do ângulo dos padrões lineares identificados. A sequência  $\{\varphi_i\}$  representa os ângulos indicados usando os quatro descritores de textura. Para a estimativa do ângulo, não deve ser escolhida a média dos valores de  $\{\varphi_i\}$ , pois ângulos próximos de  $0^\circ$  ou  $180^\circ$  podem levar à ambiguidade. Por exemplo,  $0^\circ$  e  $180^\circ$  representam a mesma direção, nesse caso o cálculo da média resultaria em uma direção perpendicular à direção correta. O algoritmo 5.1 foi desenvolvido para evitar esse problema e a sequência corrigida  $\{\varphi_i^*\}$  auxilia a estimação correta do ângulo dos padrões lineares. Os ângulos estimados por cada atributo são armazenados na sequência  $\{\varphi_i\}$ . A partir destes dados foi construída uma sequência  $\{\varphi_i^*\}$  em que todos os valores pertencem ao primeiro quadrante. A direção dos padrões é escolhida com base na média dos ângulos dados em  $\{\varphi_i\}$ . A direção dos padrões é igual a  $\beta$  caso a média dos valores de  $\{\varphi_i\}$  seja menor do que  $\frac{\pi}{2}$ , caso contrário o ângulo



escolhido para a direção dos padrões é  $\pi - \beta$ .

---

**Algoritmo 5.1** Decisão do Ângulo

---

```
para todo  $k$  fazer  
  se  $\varphi_k \leq \pi/2$  então  
     $\varphi_k^* \leftarrow \varphi_k$   
  senão  
     $\varphi_k^* \leftarrow \pi - \varphi_k$   
  fim se  
fim para  
 $\alpha \leftarrow \text{mean}\{\varphi_i\}$   
 $\beta \leftarrow \text{mean}\{\varphi_i^*\}$   
se  $\alpha \leq \pi/2$  então  
   $\gamma \leftarrow \beta$   
senão  
   $\gamma \leftarrow \pi - \beta$   
fim se  
retornar  $\gamma$ 
```

---

## 5.4 Conclusões do capítulo

---

Neste capítulo foram apresentados os métodos propostos para identificação de padrões lineares e estimação de direção em imagens SAR simuladas, reais e imagens de Brodatz. As abordagens propostas incluem transformadas de imagens (*wavelets*, Fourier) e outra baseada em análise de textura com uso da matriz GLCM. Os atributos de textura da GLCM se mostraram sensíveis ao ruído *speckle* tornando seu uso inadequado. O desempenho do algoritmo foi melhorado utilizando a *wavelet* Gabor pois esta transformada além de prover seletividade angular, suaviza a imagem ruidosa.

---

## RESULTADOS EXPERIMENTAIS

---

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos com a aplicação das metodologias abordadas neste trabalho. Para a avaliação e comparação dos métodos são adotados os dados QuikSCAT como valores referência. Os resultados estão apresentados em tabelas e gráficos de dispersão para avaliação estatística em termos de média, desvio padrão, correlação, dentre outras medidas.

### 6.1 Estimativa da direção do vento utilizando método baseado em transformadas de imagens

---

A avaliação dos algoritmos foi realizada através do levantamento de medidas estatísticas e regressão linear. Foram calculadas a raiz do erro quadrático médio (*RMSE*, do inglês, *root mean square error*) e a correlação (*R*) para cada conjunto de imagens com o propósito de comparar os resultados. A correlação (*R*) indica a relação linear entre duas variáveis. A raiz do erro quadrático médio (*RMSE*) é uma norma quadrática que mede a magnitude média do erro. Uma outra medida calculada foi o viés, que expressa a diferença entre as médias dos valores reais e estimados. Nesta tese, o viés é calculado como a diferença entre a média dos ângulos dados pelo QuikSCAT e os ângulos estimados pelo método proposto.

Por razões de simplicidade de visualização da Figura 42, os métodos foram marcados numericamente de acordo com a Tabela 9.

Tabela 9 – Identificação dos métodos abordados.

Marcador numérico	Método utilizado
1	UWT <i>à trous</i> triangular
2	UWT <i>à trous</i> $B_3$ -spline
3	UWT Gabor
4	UWT Chapéu Mexicano
5	WDWaT
6	Local gradiente
7	Dados QuikSCAT

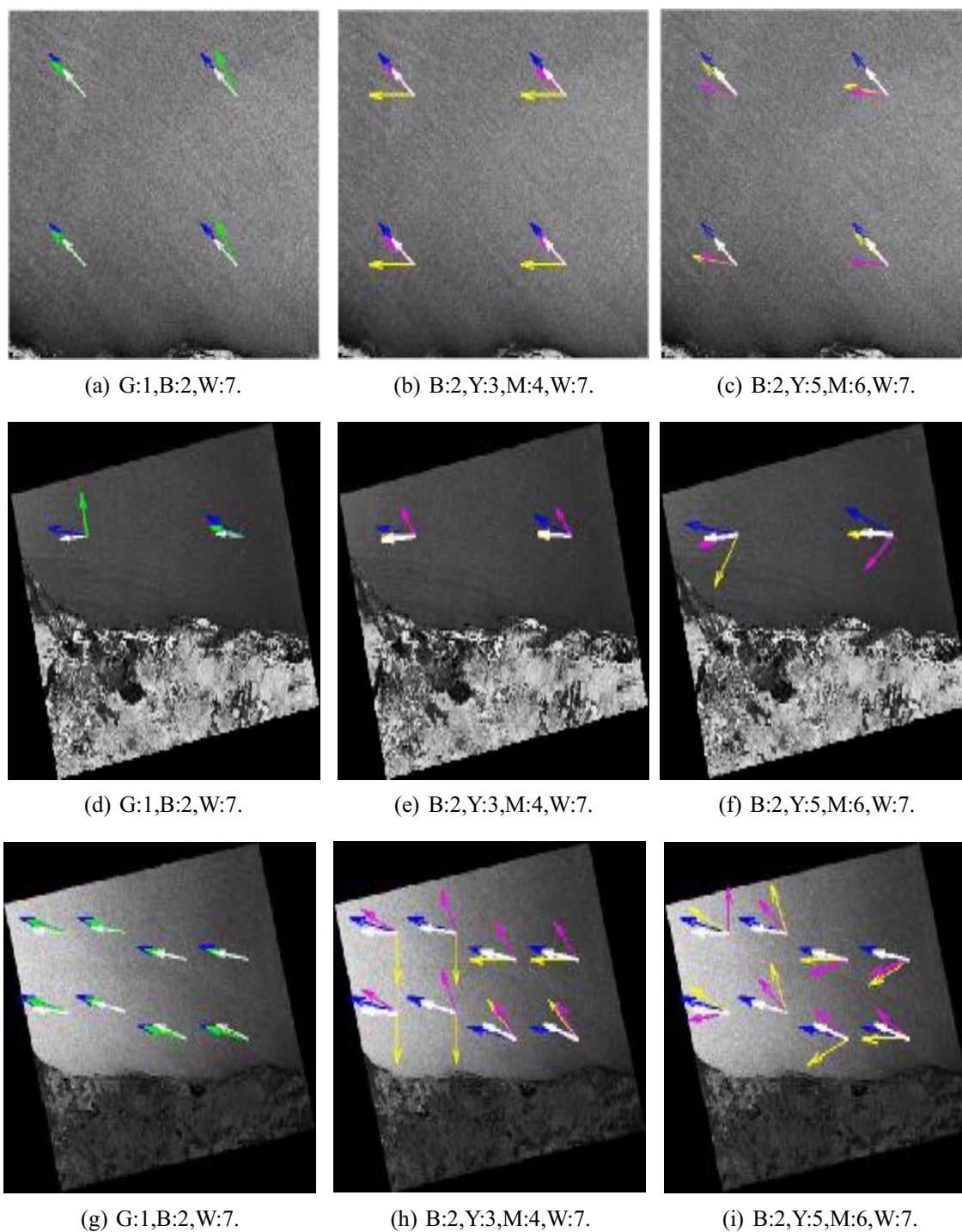


Figura 42 – Vetores de direção do vento de 3 diferentes Imagens SAR: (a-c) imagem SAR RADARSAT-1, em 29 de setembro 2006, (d-f) imagem ALOS PALSAR, em 20 de julho de 2007 e (g-i) imagem ASAR ENVISAT, em 01 de fevereiro de 2005. As setas brancas indicam os valores de referência, dados pelo QuikSCAT em todas as imagens; as cores associadas a cada método aparecem na legenda de cada imagem.

A Figura 42 ilustra os resultados obtidos pelos métodos de estimação das direções do vento usando cada um dos 7 métodos para 3 imagens SAR de diferentes sensores (ALOS, ENVISAT e RADARSAT); cada uma dessas imagens contém um número diferente de sub-cenas. A cor

utilizada para os vetores de direções são azul (B, do inglês, *blue*), verde (G, do inglês, *green*), amarelo (Y, do inglês, *yellow*) e magenta (M, do inglês, *magenta*) os quais correspondem aos resultados obtidos com cada método. As setas na cor branca (W, do inglês, *white*), são relacionadas aos valores de referência dados pelo QuikSCAT. As setas coloridas em conjunto com o identificador numérico anteriormente citado são usadas para codificar o resultado apresentado. Como exemplo, temos o código G:1, este apresenta setas verdes, que representam as direções do vento calculadas pelo método (1). Note que cada linha da Figura 42 mostra a mesma imagem SAR, sendo que setas coloridas representam o resultado da direção do vento dos diferentes métodos em cada sub-cena. Os métodos de estimativa da direção do vento utilizados nesta tese envolvem a aplicação da FFT combinada com diferentes transformadas *wavelets*. Também estão incluídos os métodos LG e WDWaT utilizados como métodos de comparação.

As Figuras 42(a), 42(d) e 42(g) exibem uma avaliação comparativa entre as direções de ventos estimadas pelo método baseado na FFT utilizando *wavelet à trous* com função de base triangular (introduzido por Fichaux & Ranchin (2002)), com função de base  $B_3$ -spline (proposto nesta tese) e as direções adquiridas pelo escaterômetro QuikSCAT (dados de referência). Podemos observar nestas imagens que as direções coletadas pelo QuikSCAT (setas de cor branca ou W e código 7) e as direções estimadas pelo método proposto com transformada *wavelet à trous* utilizando função de base  $B_3$ -spline (setas de cor azul ou B e código 2) são mais coincidentes que aquelas obtidas com o método baseado na FFT com a transformada *wavelet à trous* utilizando função de base triangular (setas de cor verde ou G e código 1) nos testes realizados no conjunto de imagens.

Foram selecionados os resultados com a transformada *wavelet à trous* com função de base  $B_3$ -spline para comparação dos resultados obtidos com as transformadas *wavelets* Gabor e Chapéu Mexicano, pois alcançaram resultado melhor do que com a função de base triangular. Os resultados de comparação do método proposto utilizando estas *wavelets* são mostrados nas Figuras 42(b), 42(e) e 42(h). Em todas as imagens são colocados os valores de referência do QuikSCAT, representados pelas setas brancas. Observa-se, com estas imagens, que os resultados obtidos com o método proposto utilizando Chapéu Mexicano estão coerentes com as direções das feições das *streaks* visíveis nas imagens SAR, assim como no caso anterior para a transformada *wavelet à trous* com função de base  $B_3$ -spline. A coerência entre as direções das *streaks* e as direções adquiridas pelo QuikSCAT também são observadas nestas imagens.

As Figuras 42(c), 42(f) e 42(i) mostram a comparação do método proposto com a transformada *wavelet à trous* utilizando função de base  $B_3$ -spline com os métodos WDWaT, que usa a *wavelet* Haar, e Gradiente Local. Neste caso, o método proposto baseado na transformada *wavelet à trous* utilizando função de base  $B_3$ -spline obteve o melhor desempenho, seguido pelo

gradiente local e o método WDWaT. Observa-se, com isso, que os métodos que produzem maior suavização na imagem SAR têm vantagens sobre os demais, inclusive o método do Gradiente Local que também envolve suavização na imagem. Concluímos com os resultados obtidos pelo método proposto, que as *streaks* visíveis nas imagens SAR estão alinhadas com as direções estimadas (LEITE *et al.*, 2010).

Tabela 10 – Comparação dos resultados da direção do vento dos métodos com as medidas do QuikSCAT.

Imagens SAR	Medidas (°)	FFT				WDWaT	LG	QuikSCAT
		à trous		Gabor	Chapéu	Haar	Gradiente	
		Triangular	$B_3$ -spline					
14/06/2003	Média	<b>352,6</b>	<b>306,2</b>	270	287,66	355,0	<b>294</b>	314,2
	D. padrão	<b>0,3</b>	<b>2,1</b>	0	20,4	5,8	<b>4,8</b>	2,6
26/09/2006	Média	334,3	<b>328,5</b>	<b>270,0</b>	180,84	335,0	<b>264,3</b>	277,5
	D. padrão	22,2	<b>1,9</b>	<b>0</b>	169,1	5,8	<b>10,4</b>	10,4
29/09/2006	Média	322,6	<b>316,3</b>	279,0	<b>311,61</b>	<b>295,0</b>	279,4	316,5
	D. padrão	11,1	<b>0,07</b>	10,6	<b>2,3</b>	<b>5,7</b>	4,7	0,0
03/02/2001	Média	275,76	<b>246,33</b>	272,33	225,12	303,33	<b>270,46</b>	259,5
	D. padrão	58,26	<b>15,84</b>	76,96	7,42	56,86	<b>0,09</b>	2,59
07/02/2001	Média	<b>328,57</b>	<b>327,99</b>	<b>327,53</b>	<b>321,67</b>	190	<b>270,35</b>	292,5
	D. padrão	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	0	<b>0</b>	0
29/11/2005	Média	<b>270</b>	<b>275,53</b>	360	<b>270</b>	360	241,89	283,5
	D. padrão	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	0	0	0
04/01/2007	Média	252,66	290,39	317,03	<b>217,28</b>	280	<b>254,84</b>	235,5
	D. padrão	152,9	6,13	46,03	<b>13,94</b>	58,06	<b>11,33</b>	5,01
01/02/2005	Média	<b>284,51</b>	<b>284,83</b>	237,83	325,74	287,5	309,49	282
	D. padrão	<b>1,18</b>	<b>1,22</b>	64,8	1,77	39,55	40,95	7,94
20/07/2007	Média	316,58	<b>286,04</b>	<b>270</b>	326,54	240	241,81	268,5
	D. padrão	47,25	<b>9,30</b>	<b>0</b>	<b>1,30</b>	42,43	21,73	6,36
06/06/2008	Média	294,44	<b>335,56</b>	270	264,92	230	209,79	328,5
	D. padrão	16,57	<b>16,57</b>	0	73,59	0	8,59	0
25/07/2009	Média	<b>342,17</b>	<b>340,34</b>	315	<b>321,89</b>	320	224,99	330
	D. padrão	<b>4,37</b>	<b>4,19</b>	63,64	<b>1,4</b>	28,28	15,34	0
23/08/2009	Média	<b>344,64</b>	<b>285,99</b>	270	243,2	340	<b>263,75</b>	282,75
	D. padrão	<b>0,4</b>	<b>1,31</b>	0	37,89	28,28	<b>6,05</b>	1,06

As 7 imagens SAR reais coletadas no período de setembro a abril têm direção de vento predominante de Leste (L), segundo a notação oceanográfica, com ângulo entre  $259,5^\circ$  a  $292,5^\circ$  como indicam os dados do QuikSCAT. Como exceção observamos a imagem SAR do dia 04/01/2005, que indica ventos de Nordeste com ângulo de  $235,5^\circ$  e a imagem do dia 29/09/2006, que indica ventos de Sudeste (SE) com ângulo de  $316,5^\circ$ . Neste trabalho, as imagens SAR de

setembro a abril apresentam direções médias, estimadas pelo método proposto baseado na FFT utilizando a transformada *wavelet à trous* com função de base  $B_3$ -spline, dentro do intervalo de  $246,33^\circ$  a  $328,5^\circ$ , confirmando assim a direção Leste (L) predominante para o vento na região, no período de setembro a abril.

Os dados do QuikSCAT mostrados na Tabela 10 indicam que a direção predominante do vento é Sudeste (SE) nas 5 imagens SAR adquiridas no período de maio a agosto. Nesse período as direções de vento apresentam valores de  $314,2^\circ$  a  $330^\circ$ (SE) e duas imagens com valores de  $268,5^\circ$  e  $282,75^\circ$  (L). As direções do vento estimadas para estas imagens, utilizando o algoritmo proposto baseado em FFT e transformada *wavelet à trous* com função de base  $B_3$ -spline, confirmam o regime de ventos na região.

A Tabela 10 apresenta a média e o desvio padrão das direções do vento para os diferentes métodos implementados, assim como o método proposto. Os números destacados em negrito indicam a similaridade destas medidas com as medidas do QuikSCAT, isto é, os melhores resultados obtidos. Nesta mesma tabela, são mostrados os valores obtidos com o método proposto para cada transformada *wavelet* utilizada na estimação das direções do vento. A justificativa para que os melhores resultados obtidos sejam oriundos das transformadas *wavelets* não decimadas *à trous* com função de base  $B_3$ -spline e Chapéu Mexicano se deve ao fato destas empregarem maior suavização durante o processo de decomposição. Embora tendo por base uma Gaussiana modulada, a transformada *wavelet* Gabor não se mostrou igualmente eficaz, podendo o ajuste de seus parâmetros justificar o não casamento ou excessivo borramento dos padrões e assim não extrair corretamente as feições das *streaks* induzidas pelo vento de maneira adequada.

Na Figura 43, os pontos marcados com quadrados foram retirados da análise por conterem informações positivas sobre células de chuva presentes na passagem do satélite QuikSCAT, e nesses casos os dados não são confiáveis, segundo informa Remote Sensing Systems (2009). Os efeitos da chuva sobre o sinal de microondas causam atenuação na propagação atmosférica de ondas eletromagnéticas ou deformação da superfície do mar pelos impactos das gotas de chuva (CHOISNARD *et al.*, 2007). Embora fracos para sensores SAR, estes efeitos podem ser relevantes na coleta de dados do QuikSCAT, daí o fato de descartar estes dados.

Uma vez eliminados os dados não confiáveis do conjunto de amostras, restaram 41 amostras (sub-cenas contidas em 12 imagens) que foram separadas em dois grupos: (1) contendo todas as amostras, e (2) contendo somente as amostras em que a velocidade do vento informada pelo QuikSCAT está abaixo de 10 m/s. As amostras eliminadas estavam contidas nas imagens com a data de aquisição nos dias 17 de junho de 2003 e 01 de junho de 2004. Considerando todas

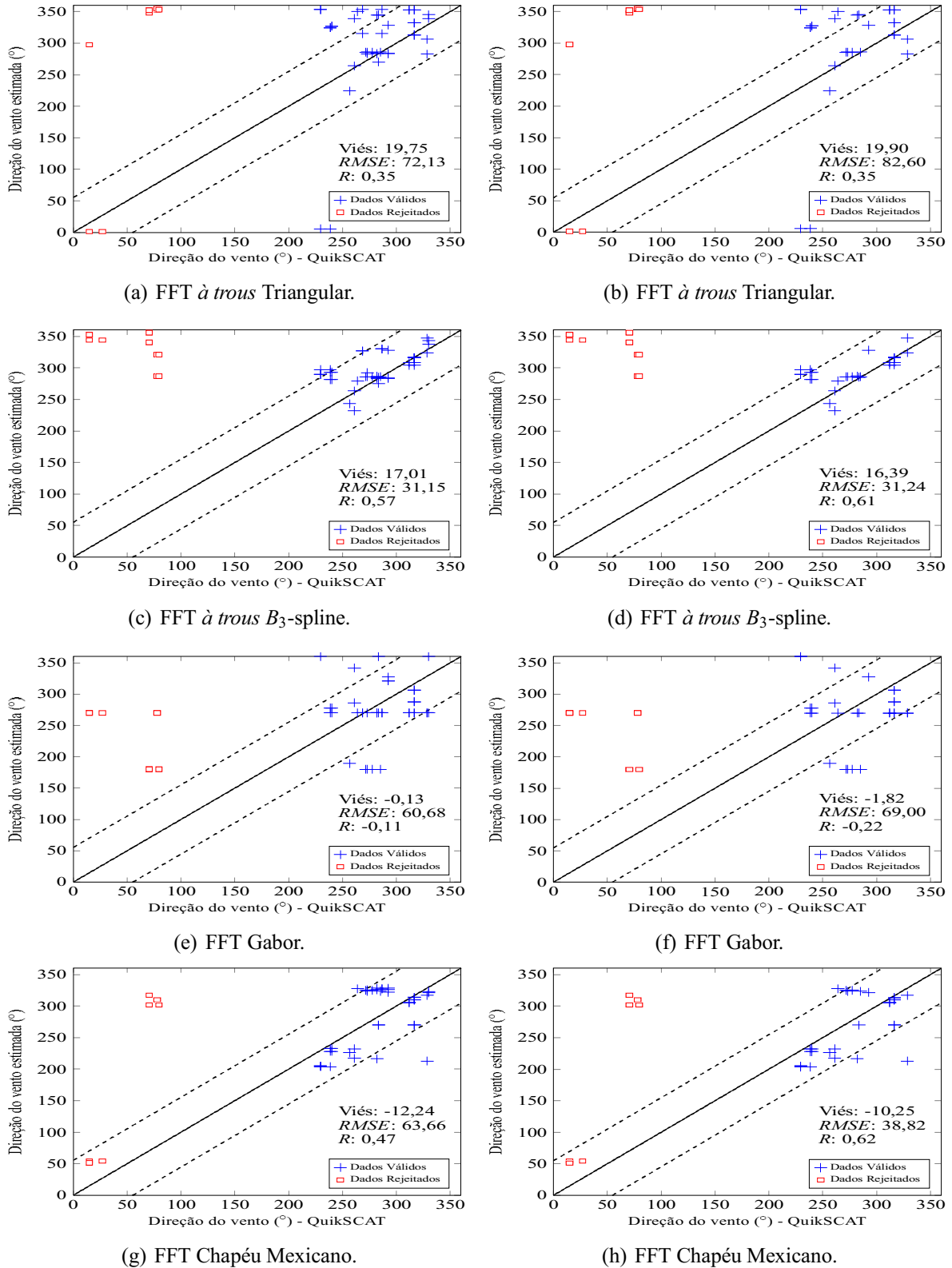


Figura 43 – Comparação entre QuikSCAT (abscissa) e os métodos baseado em imagem SAR (ordenada) para dois conjuntos de dados: (a, c, e, g) após remoção dos dados de baixa confiabilidade (células de chuva) do QuikSCAT e (b, d, f, h) regiões com velocidade do vento menor do que 10 m/s; o método proposto difere em suas decomposições *wavelets*.

as amostras de dados, os resultados para as diferentes técnicas de estimativa de direções do vento em imagens SAR utilizando o método proposto sobre coeficientes *wavelets à trous* (base triangular e  $B_3$ -spline), coeficientes *wavelets* Chapéu Mexicano e *wavelet* Gabor. Observa-se na Tabela 11 para estes métodos, medidas de erro *RMSE* de  $72,13^\circ$ ,  $31,15^\circ$ ,  $60,68^\circ$  e  $63,66^\circ$ , respectivamente, com viés de  $19,75^\circ$ ,  $17,01^\circ$ ,  $-0,13^\circ$  e  $-12,24^\circ$  e coeficientes de correlação de 0,35, 0,57, -0,11 e 0,47, respectivamente. De acordo com estes parâmetros, os melhores resultados foram obtidos utilizando a *wavelet à trous* com base  $B_3$ -spline e a *wavelet* Chapéu Mexicano e os mesmos estão destacados em negrito na Tabela 11. Na Tabela 11 são exibidas as medidas estatísticas para cada gráfico mostrado na Figura 43 e também os valores apresentados pelo QuikSCAT.

Tabela 11 – Parâmetros estatísticos dos gráficos de dispersão mostrados na Figura 43.

Medidas ( $^\circ$ )	Dados totais (41 amostras)				Amostras com velocidade < 10 m/s			
	Triangular	$B_3$ -spline	Gabor	Chapéu	Triangular	$B_3$ -spline	Gabor	Chapéu
viés (bias)	19,75	<b>17,01</b>	-0,13	-12,24	19,90	<b>16,39</b>	-1,82	<b>-10,25</b>
<i>RMSE</i>	72,13	<b>31,15</b>	60,68	63,66	82,60	<b>31,24</b>	69,00	<b>38,82</b>
<i>R</i>	0,35	<b>0,57</b>	-0,11	0,47	0,35	<b>0,61</b>	-0,22	<b>0,62</b>

Segundo Fichaux & Ranchin (2002) a *wavelet à trous* com base triangular não funciona adequadamente em regiões com velocidade de vento abaixo de 10 m/s. A maioria das imagens SAR do conjunto de teste está exatamente nesta faixa de velocidade, o que justifica a não funcionalidade deste algoritmo. Os gráficos referentes às amostras do primeiro grupo são exibidos nas Figuras 43(a), 43(c), 43(e) e 43(g). Observa-se que as medidas estatísticas obtidas dos resultados da função de base triangular na Tabela 11 confirmam o baixo desempenho do método.

As Figuras 43(b), 43(d), 43(f) e 43(h) ilustram os resultados obtidos considerando somente o segundo grupo de amostras, isto é, dados com velocidade do vento menor do que 10 m/s, com a eliminação dos dados de pouca confiança para o QuikSCAT. Assim como no primeiro caso, os resultados para *RMSE* dos métodos foram, respectivamente, de  $82,60^\circ$ ,  $31,24^\circ$ ,  $69,00^\circ$  e  $38,82^\circ$ , com viés de  $19,90^\circ$ ,  $16,39^\circ$ ,  $-1,82^\circ$  e  $-10,25^\circ$  e com coeficiente de correlação de 0,35, 0,61, -0,22 e 0,62. Neste conjunto de parâmetros, o aumento nos coeficientes de correlação e a diminuição no desvio padrão para o caso da *wavelet à trous* com base  $B_3$ -spline e *wavelet* Chapéu Mexicano indicam uma melhoria na precisão do método para a faixa de ventos indicada. Os melhores resultados foram obtidos para a *wavelet* cuja característica de suavização de suas respectivas máscaras,  $B_3$ -spline e Chapéu Mexicano, respectivamente, é mais intensa que a da função triangular.



O método proposto utilizando a transformada *wavelet* Gabor obteve o menor coeficiente de correlação em ambos os grupos de dados. Esperava-se para esta transformada, melhor desempenho devido às suas propriedades direcionais. Os resultados inferiores ao esperado têm como possíveis causas o passo do ângulo de rotação usado ( $10^\circ$ ), que não deve estar correlacionado com a escala das *streaks* de vento das imagens SAR testadas, e a reduzida suavização causada pelos parâmetros  $\sigma_x$  e  $\sigma_y$  da função de base da *wavelet* Gabor dada pela Equação (3.18).

A análise comparativa de velocidades do vento foi realizada utilizando somente os dados RADARSAT-1 por estarem sincronizados no tempo com o QuikSCAT e por estarem em maior quantidade no conjunto de dados. As velocidades do vento foram analisadas usando os modelos CMOD-IRF2, CMOD4 e CMOD5 e utilizando como entrada as direções do vento estimadas pelos métodos que apresentaram melhor desempenho nesta tese que são: o método estendido que utiliza a transformada *wavelet à trous* com a função de base  $B_3$ -spline e o método proposto que utiliza a transformada *wavelet* Chapéu Mexicano.

Tabela 12 – Parâmetros estatísticos dos gráficos de dispersão mostrados na Figura 44.

Medidas (m/s)	$B_3$ -spline			Chapéu Mexicano		
	CMOD-IRF2	CMOD4	CMOD5	CMOD-IRF2	CMOD4	CMOD5
viés (bias)	0,79	<b>0,12</b>	0,64	0,63	<b>0,06</b>	0,68
<i>RMSE</i>	1,75	<b>1,34</b>	1,71	1,34	<b>0,99</b>	1,26
<i>R</i>	0,72	<b>0,79</b>	0,69	0,85	<b>0,90</b>	0,87

De acordo com a Tabela 12, os resultados das velocidades do vento utilizando como entrada as direções estimadas pelo método proposto utilizando  $B_3$ -spline para CMOD-IRF2, CMOD4 e CMOD5 apresentaram, respectivamente, *RMSE* igual a 1,75 m/s, 1,34 m/s e 1,71 m/s, com viés de 0,79 m/s, 0,12 m/s e 0,64 m/s e coeficiente de correlação de 0,72, 0,79, 0,69. No caso em que as entradas foram as direções estimadas pelo método FFT usando a *wavelet* Chapéu Mexicano tem-se, respectivamente, o erro *RMSE* igual a 1,34 m/s, 0,99 m/s e 1,26 m/s, com viés 0,63 m/s, 0,06 m/s e 0,68 m/s e coeficiente de correlação de 0,85, 0,90 e 0,87. Em ambos os casos, a melhor estimativa foi alcançada pelo modelo CMOD4, que apresentou os maiores coeficientes de correlação, 0,79 e 0,90, respectivamente, significando que os dados estimados estão correlacionados com os valores obtidos pelo QuikSCAT. Este fato é ilustrado nas Figuras 44(c) e 44(d), que apresentam menor dispersão entre os dados. Isso se deve ao fato desse modelo também apresentar os menores erros, *RMSE* igual a 1,34 e 0,99, respectivamente, inferiores portanto, ao erro indicado no QuikSCAT de 2m/s. Todos esses valores são apresentados na Tabela 12, em que também se observa proximidade entre as médias, isto é, um viés pequeno, para cada um dos casos, com a média do QuikSCAT, e desvios padrões igualmente compatíveis.

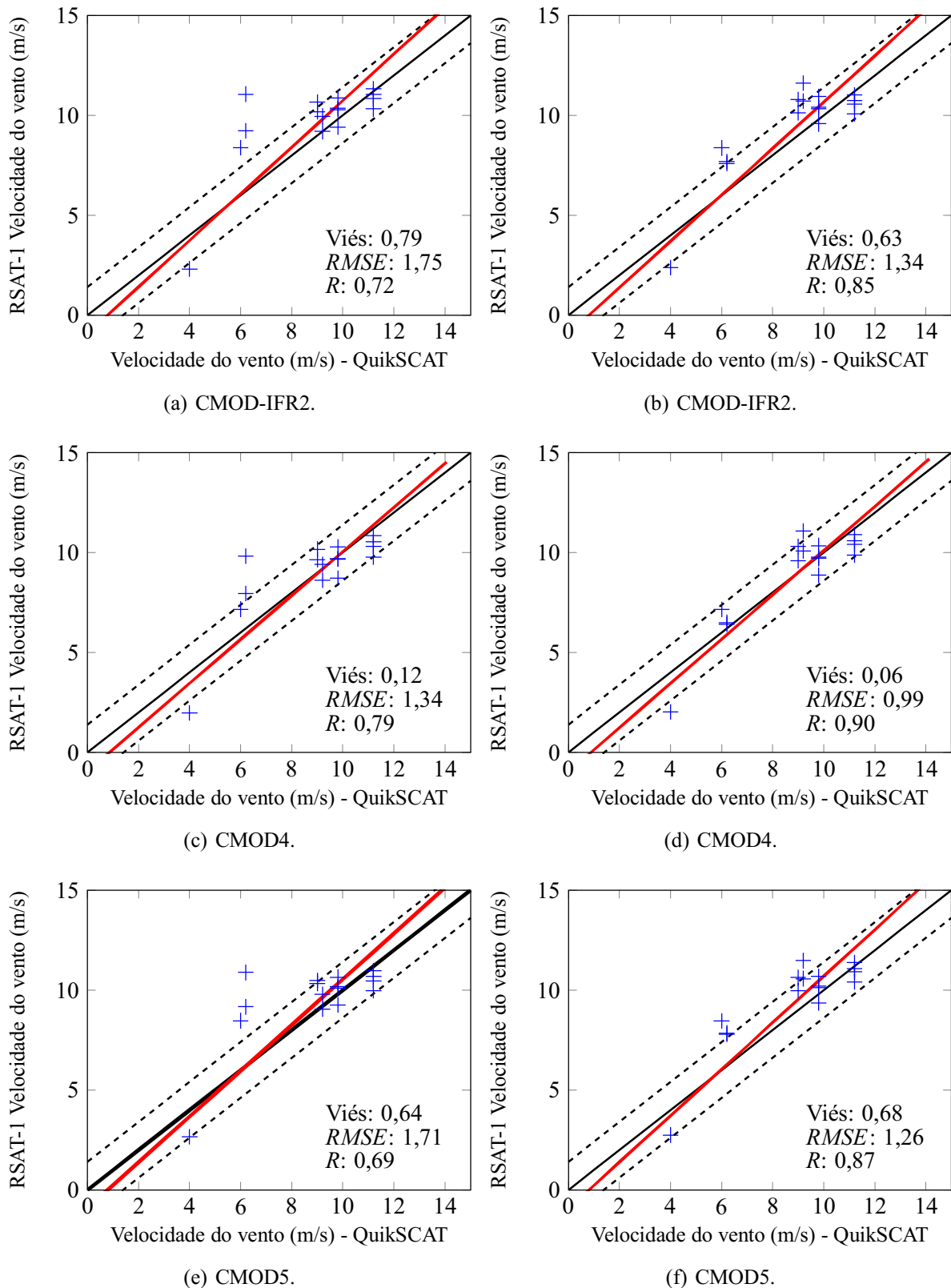


Figura 44 – Comparação dos resultados estimados da velocidade do vento (ordenada) e os obtidos pelo escaterômetro embarcado no QuikSCAT (abscissa). (a, c, e) Direção do vento estimada pelo método proposto utilizando *wavelet à trous* com função de base  $B_3$ -spline. (b, d, f) Direção do vento estimada pelo método proposto utilizando a *wavelet* Chapéu Mexicano.

A Figura 44 mostra o gráfico de dispersão dos dados avaliados para cada caso estudado. Observa-se que estes dados indicam uma boa estimativa de direção do vento.

## 6.2 Direção do vento determinada por textura

---

Nesta seção são mostrados e avaliados os resultados obtidos com o algoritmo de textura combinado com a *wavelet* Gabor nas imagens SAR sintéticas e reais. Os resultados são exibidos em forma de tabelas e gráficos de dispersão.

### 6.2.1 Imagens sintéticas

O conjunto de imagens sintéticas gerado a partir da Equação (2.6) contém 108 amostras com padrões lineares simulados com direções que variam de  $0^\circ$  a  $180^\circ$  e passo de  $15^\circ$ . Essas imagens foram agrupadas em três experimentos que consideram diferentes números de ondas, como descrito na Seção 2.10.1. O principal objetivo, com estes experimentos, é gerar imagens que possibilitem o ajuste dos parâmetros da *wavelet* Gabor e avaliação da precisão dos algoritmos de estimação de direção dos padrões lineares contidos nas imagens. A busca por um conjunto de parâmetros, que ajuste a base Gabor às feições das *streaks* em diferentes escalas, inspirou o uso de simulação de imagens de ondas contaminadas por ruído *speckle*, nas quais se tem conhecimento da direção das feições simuladas e confirmação pelo *LPI* da presença de padrões lineares ou aproximadamente lineares por partes.

Os testes nas imagens sintéticas dos Experimentos 1 e 2, sem contaminação de ruído *speckle*, mostraram coincidência total entre as direções estimadas pelo método proposto de análise de textura (não inclui a transformada *wavelet* Gabor) e as direções conhecidas das ondas simuladas. No caso do Experimento 2, este fato é mostrado na Figura 45(a). Ao contaminar artificialmente as imagens com ruído *speckle*, a estimativa não foi adequada, segundo mostra a Figura 45(b). Após a filtragem do ruído *speckle* com os filtros clássicos de Lee (LEE, 1981) e Kuan (KUAN *et al.*, 1985), conclui-se que a estimativa foi melhorada, como atestam os resultados nas Figuras 45(c) e 45(d).

A Figura 46 mostra os resultados obtidos com a análise de textura para as imagens do Experimento 3. A Figura 46(b) mostra que o algoritmo de análise de textura, para extração da direção de padrões lineares, aplicado nessas imagens contaminadas com ruído *speckle* apresenta desempenho inadequado. Os gráficos exibidos nas Figuras 46(c) e 46(d) ilustram a situação particular em que os filtros de Lee e Kuan são previamente aplicados nas imagens

do Experimento 3. Observa-se nestes gráficos, uma similaridade dos resultados obtidos após a filtragem com os filtros de Lee e Kuan, incluindo os resultados dos experimentos anteriores.

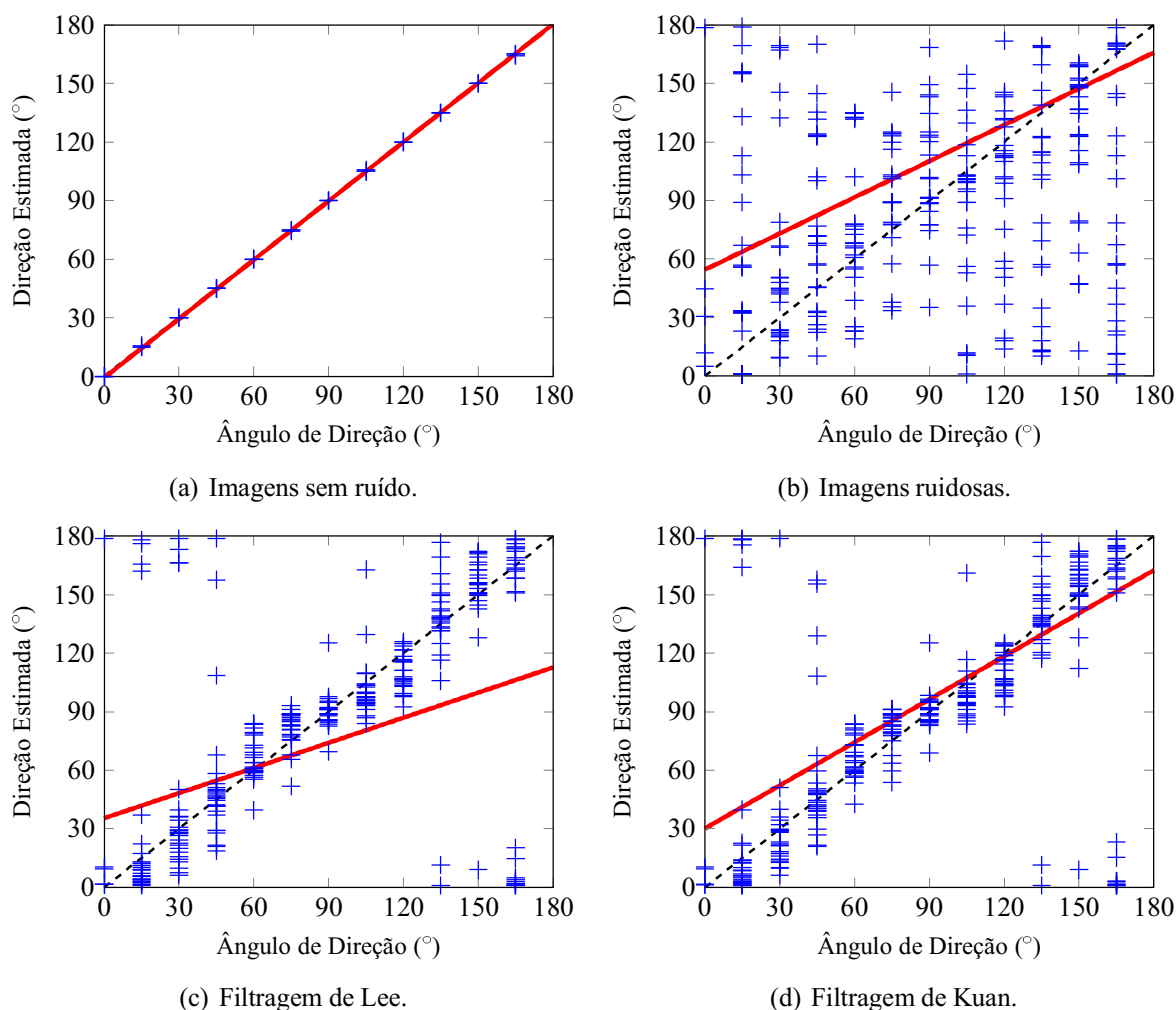


Figura 45 – Gráfico de dispersão e reta de regressão linear dos resultados experimentais do algoritmo proposto com análise de textura, sem o uso da transformada *wavelet* Gabor, para imagens sintéticas do Experimento 2.

A Tabela 13 apresenta os valores médios de  $RMSE$  e  $R$ , enfatizando a melhoria dos resultados processados para imagens ruidosas. Tomando como exemplo as imagens ruidosas do Experimento 2, estas apresentam  $RMSE = 63,7922$ , mas após a filtragem por Lee o  $RMSE$  assume o valor de  $53,0646$ , e com a filtragem de Kuan o valor de  $50,4291$ . Analisando a medida de correlação, esta aumentou em ambos os casos, sendo  $R = 0,5176$  no caso de Lee e  $R = 0,5577$  para Kuan. O mesmo comportamento foi observado com as imagens dos Experimentos 1 e 3, em que os valores do  $RMSE$  diminuíram e os da correlação  $R$  aumentaram. No caso do Experimento 1, o valor da correlação foi para  $R = 0,6318$  (filtro de Lee) e  $R = 0,6263$  (filtro de Kuan). A filtragem, com isso, melhora a estimativa de direção do vento e as Figuras 45 e 46 ilustram tais resultados. Observa-se uma melhoria significativa nos índices medidos após a

filtragem por Lee ou Kuan, indicando que a qualidade dos resultados é proporcional à qualidade da filtragem obtida.

Tabela 13 – Parâmetros estatísticos dos resultados do algoritmo proposto que utiliza análise de textura, sem o uso da transformada *wavelet* Gabor.

Imagem	Experimento 1		Experimento 2		Experimento 3	
	<i>RMSE</i>	<i>R</i>	<i>RMSE</i>	<i>R</i>	<i>RMSE</i>	<i>R</i>
Imagens sem ruído	0	1	0,2500	0,9999	13,1032	0,9787
Imagens ruidosas	66,9030	0,2308	63,7922	0,2398	72,3171	0,0661
Filtragem de Lee	46,2224	0,6318	53,0646	0,5176	70,6521	0,2604
Filtragem de Kuan	46,8492	0,6263	50,4291	0,5577	72,7565	0,2047

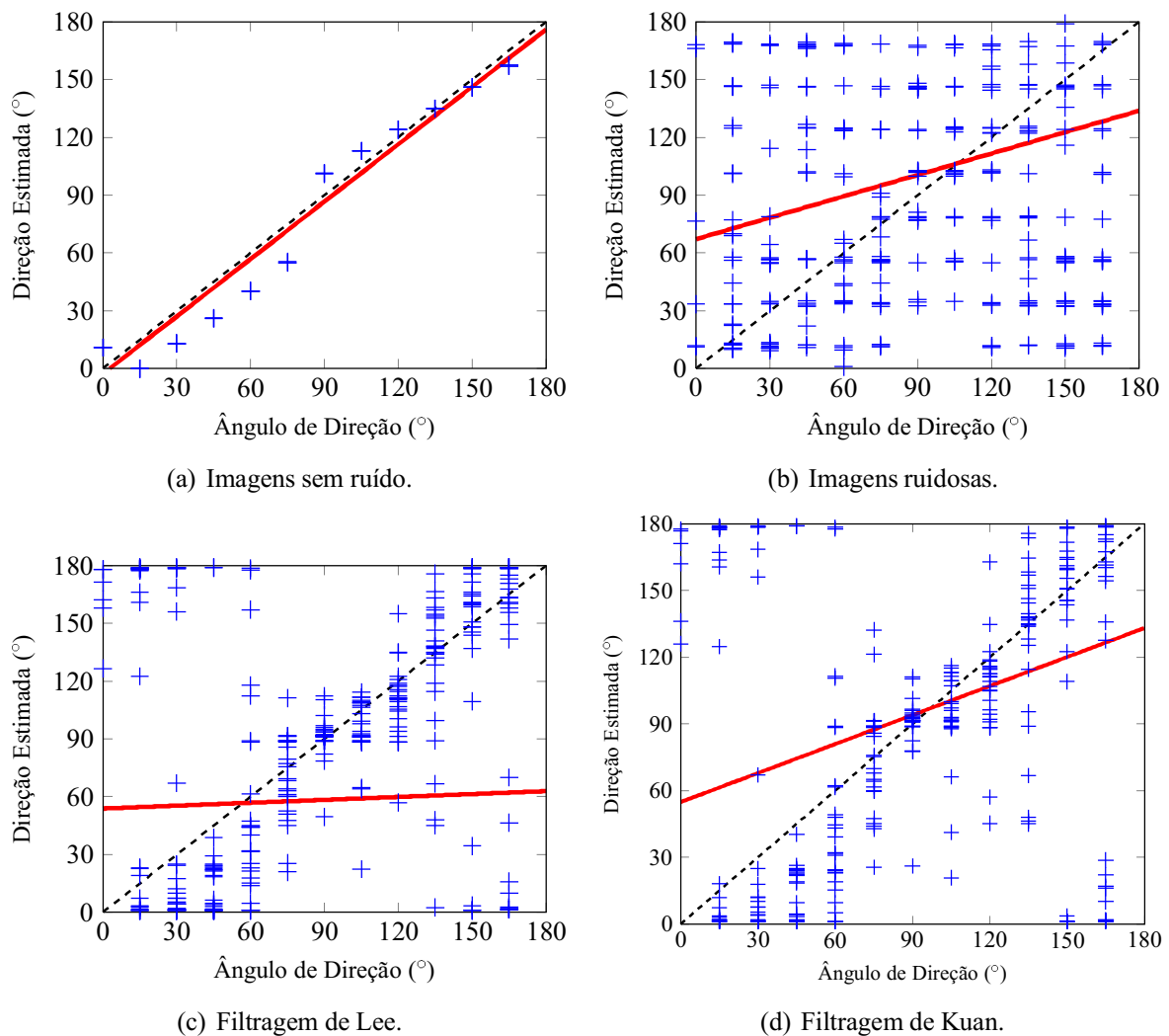


Figura 46 – Gráfico de dispersão e reta de regressão linear dos resultados experimentais do algoritmo proposto com análise de textura, sem o uso da transformada *wavelet* Gabor, para imagens sintéticas do Experimento 3.

Embora os filtros de Lee e Kuan melhorem os resultados, observa-se ainda dispersão nas direções estimadas em torno da reta de regressão. A diferença máxima obtida, por exemplo,

na correlação entre as imagens ruidosas e as filtradas, foi de 0,401 para o caso do Experimento 1. No caso do Experimento 3 esta diferença se reduziu a 0,1943. Ao comparar os resultados obtidos com as imagens sem ruído, observa-se correlação de 100% (Experimento 1) entre os valores de referência e a estimativa das direções.

Uma estratégia alternativa de estimação da direção dos padrões predominantes adotou a *wavelet* Gabor em testes com os três grupos de imagens com e sem ruído, e na sequência foi calculada a matriz de co-ocorrência dos coeficientes *wavelets* extraídos da imagem original processada. A Figura 47 exibe a dispersão dos valores obtidos com uso do algoritmo proposto, que combina análise de textura com a transformada *wavelet* Gabor, nesta tese denominado textura Gabor. Observa-se melhoria considerável na extração das características de textura após a transformação dos dados pela *wavelet* Gabor. Isso se deve à suavização do ruído *speckle* pela *wavelet* Gabor, ao mesmo tempo que realça os padrões lineares. O procedimento segue o mesmo esquema apresentado no algoritmo proposto baseado na FFT mostrado na Seção 5.1, com passo de  $15^\circ$ , para a função de rotação das funções de base *wavelet* Gabor.

O algoritmo proposto textura Gabor, que combina a transformada *wavelet* Gabor com atributos da GLCM, apresentou desempenho superior à abordagem que inclui filtragem de ruído *speckle* (Lee, Kuan) nos três experimentos distintos, como ilustrado na Figura 47.

Tabela 14 – Parâmetros estatísticos para comparação dos resultados do algoritmo proposto com análise de textura usando a transformada *wavelet* Gabor.

Imagem	Experimento 1		Experimento 2		Experimento 3	
	<i>RMSE</i>	<i>R</i>	<i>RMSE</i>	<i>R</i>	<i>RMSE</i>	<i>R</i>
Imagens sem ruído	0,2124	0,9999	0,1954	0,9999	13,1191	0,9788
Imagens Ruidosas	11,9134	0,9736	11,6238	0,9755	21,3092	0,9258

Na Tabela 14 são exibidos os valores de *RMSE* e *R* para as imagens dos experimentos realizados com as imagens sintéticas e processados pelo algoritmo textura Gabor. Os resultados mostraram que o uso da transformada *wavelet* Gabor foi apropriado, atingindo maior valor de correlação *R*, quando comparados aos resultados apresentados na Tabela 13. Para ilustrar este fato, tomemos como exemplo as imagens ruidosas do Experimento 3. A utilização da transformada *wavelet* Gabor alcançou  $RMSE = 21,3092$  e correlação de  $R = 0,9258$ , enquanto que na abordagem que considera apenas a análise de textura,  $RMSE = 70,6521$  e  $R = 0,2604$  ao utilizar filtro de Lee, e  $RMSE = 72,7565$ ,  $R = 0,2047$  para o filtro de Kuan. Como visto, a correlação maior e os valores menores de *RMSE* indicam aprimoramento no método proposto (algoritmo análise de textura Gabor) em comparação com a abordagem proposta baseada apenas em análise de textura.

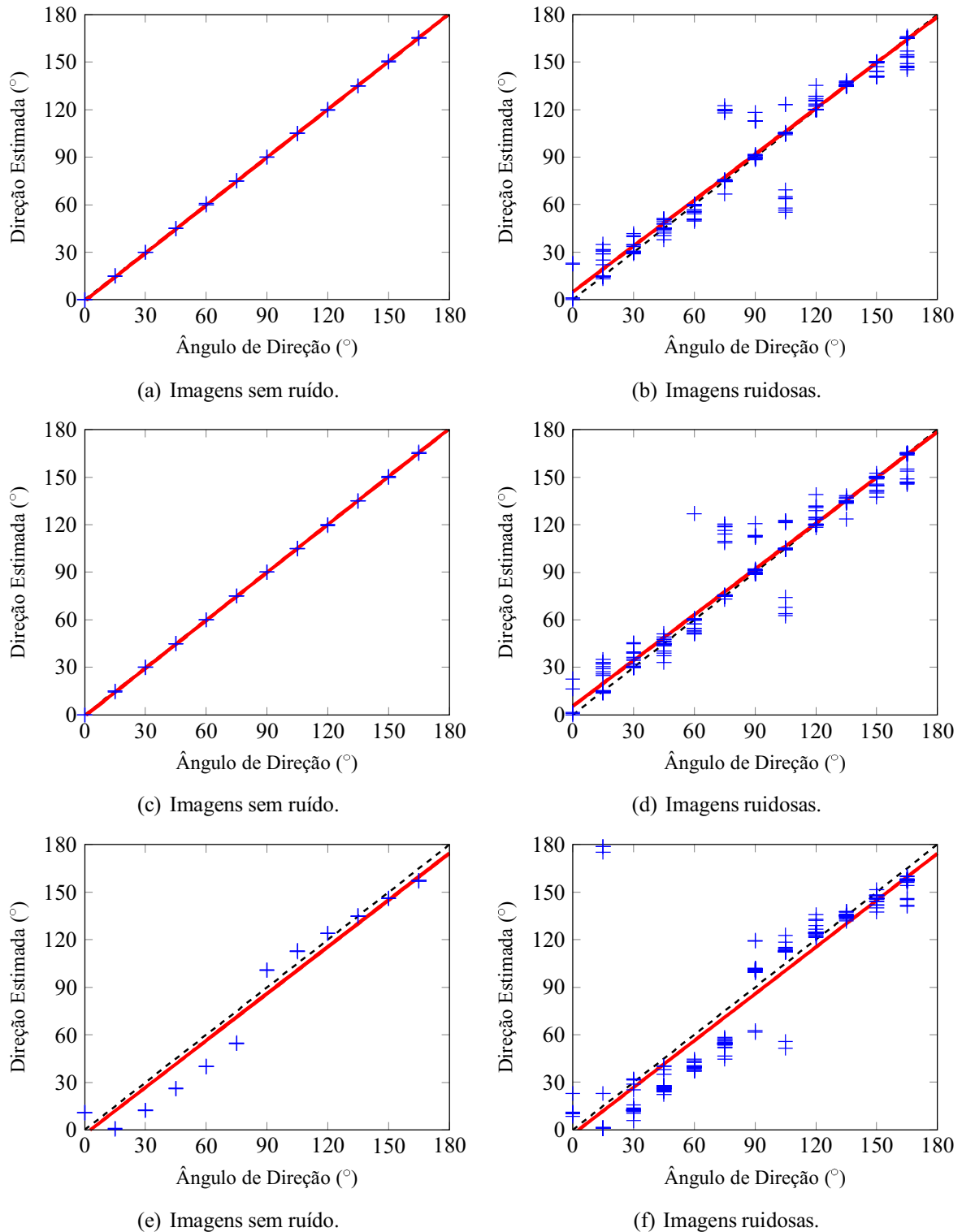


Figura 47 – Gráfico de dispersão e reta de regressão linear dos resultados experimentais do algoritmo proposto com análise de textura utilizando a transformada *wavelet* Gabor para imagens sintéticas. (a, b) Imagens contidas no Experimento 1. (c, d) Imagens contidas no Experimento 2. (e, f) Imagens do Experimento 3.

A Tabela 15 ilustra os resultados, em que variam o número de *looks*, e se utiliza a filtragem de Lee. Observa-se uma melhora nos resultados com o aumento do número de *looks*. Os

resultados usando a filtragem de Kuan foram omitidos na Tabela 15, por serem semelhantes aos obtidos com o filtro de Lee.

Tabela 15 – Parâmetros estatísticos de comparação entre análise de textura utilizando o filtro de Lee e número de *looks*.

Número de <i>Looks</i>	Tamanho da janela	Experimento 1		Experimento 2		Experimento 3	
		RMSE	R	RMSE	R	RMSE	R
1	3	63,01	0,31	16,50	0,94	43,19	0,69
	5	68,32	0,33	52,55	0,57	57,77	0,47
	7	60,33	0,42	33,04	0,81	50,34	0,57
3	3	56,44	0,45	30,10	0,84	38,48	0,73
	5	47,64	0,62	30,78	0,84	31,13	0,82
	7	47,35	0,60	26,83	0,86	4,77	0,99
6	3	31,12	0,82	3,83	0,99	4,43	0,99
	5	32,07	0,82	3,93	0,99	5,21	0,99
	7	42,78	0,68	42,27	0,70	29,92	0,83

## 6.2.2 Imagens de Brodatz

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos para um conjunto de 28 imagens pertencentes ao álbum de Brodatz, com identificação das imagens na primeira coluna da Tabela 16. Esta tabela descreve os resultados dos algoritmos baseados na análise de textura e combinando textura e *wavelet* Gabor, os mesmos utilizados na Seção 6.2.1, em seis diferentes abordagens: a) algoritmo análise de textura nas imagens livres de ruído, b) algoritmo análise de textura nas imagens contaminadas com ruído *speckle*, c) algoritmo análise de textura nas imagens filtradas por Lee, d) algoritmo análise de textura nas imagens filtradas por Kuan, e) o algoritmo textura Gabor com as imagens sem ruído e f) o algoritmo textura Gabor com as imagens contaminadas artificialmente por *speckle*. Os cálculos seguem procedimentos similares aos descritos na Seção 6.2.1.

A Tabela 16 mostra resultados encontrados para cada imagem e em negrito estão os casos em que o algoritmo não encontrou padrões lineares, e para estes casos não há cálculo da matriz de co-ocorrência de níveis de cinza. Foi observado que 78,57% das imagens ruidosas foram corretamente processadas pelo algoritmo textura Gabor. No caso de imagens de Brodatz, a análise dos resultados é visual, pois não há informação real sobre a direção dos padrões lineares nessas imagens. Este percentual é maior que o percentual de acerto do algoritmo análise de textura para as imagens sem ruído, que no caso foi de 64,28%. Observa-se com isso o bom desempenho do algoritmo textura Gabor na estimação e identificação de padrões lineares.



Tabela 16 – Resultado experimental para as imagens de Brodatz.

Imagens	Análise de Textura								Textura Gabor			
	Imagens sem Ruído		Imagens Ruidosas		Filtradas por Lee		Filtradas por Kuan		Imagens sem Ruído		Imagens Ruidosas	
	LPI	Direção(°)	LPI	Direção(°)	LPI	Direção(°)	LPI	Direção(°)	LPI	Direção(°)	LPI	Direção(°)
D103	0,1391	2,50	<b>-0,0174</b>	-	<b>0,0308</b>	-	<b>0,0356</b>	-	0,1432	95,25	<b>0,0777</b>	-
D106	0,5984	89,50	<b>0,0240</b>	-	<b>0,0884</b>	-	<b>0,0879</b>	-	0,5751	89,25	0,2837	89,00
D110	0,0499	-	-0,0278	-	0,0393	-	0,0364	-	<b>0,1188</b>	<b>80,00</b>	0,0434	-
D112	0,0342	-	-0,0271	-	0,0547	-	0,0572	-	<b>0,2503</b>	<b>39,25</b>	0,0888	-
D15	0,4510	95,50	<b>-0,0079</b>	-	0,1198	102,00	0,1199	102,00	0,6201	101,00	0,3208	100,50
D17	<b>-0,0029</b>	-	<b>-0,0290</b>	-	<b>0,0434</b>	-	<b>0,0400</b>	-	0,1147	92,25	<b>0,0440</b>	-
D18	<b>-0,1109</b>	-	<b>-0,0292</b>	-	<b>0,0576</b>	-	<b>0,0587</b>	-	0,4630	41,25	0,2395	39,00
D20	0,1367	91,00	<b>-0,0207</b>	-	0,1047	92,00	0,1067	92,00	0,5393	1,00	0,4128	1,00
D31	-0,1756	-	-0,0268	-	0,0437	-	0,0440	-	0,0929	-	0,0245	-
D37	0,2616	177,50	<b>-0,0269</b>	-	<b>0,0809</b>	-	<b>0,0791</b>	-	0,7821	171,75	0,3813	172,50
D41	-0,0059	-	-0,0257	-	0,0388	-	0,0397	-	<b>0,1217</b>	<b>24,75</b>	0,0365	-
D43	-0,0162	-	-0,0265	-	0,0586	-	0,0595	-	0,0020	-	0,0588	-
D45	-0,0336	-	-0,0269	-	0,0456	-	0,0487	-	0,0656	-	0,0213	-
D47	<b>0,0105</b>	-	<b>-0,0306</b>	-	<b>0,0626</b>	-	<b>0,0618</b>	-	0,5291	38,75	0,2772	37,25
D49	0,5985	0,50	<b>0,0359</b>	-	0,1214	177,50	0,1223	177,25	0,5096	179,25	0,1403	1,25
D5	-0,1580	-	-0,0267	-	0,0504	-	0,0494	-	<b>0,3103</b>	<b>7,00</b>	<b>0,1812</b>	<b>173,750</b>
D50	<b>0,0341</b>	-	<b>-0,0278</b>	-	<b>0,0691</b>	-	<b>0,0720</b>	-	0,5872	89,00	0,2474	92,25
D51	<b>0,3164</b>	<b>44,00</b>	<b>-0,0238</b>	-	0,1213	85,50	0,1253	86,00	0,6779	88,00	0,5329	88,00
D52	<b>-0,1348</b>	-	<b>-0,0283</b>	-	<b>0,0642</b>	-	<b>0,0629</b>	-	0,2598	2,25	<b>0,0796</b>	-
D56	<b>-0,0248</b>	-	<b>-0,0245</b>	-	<b>0,0608</b>	-	<b>0,0578</b>	-	0,5642	18,50	0,2799	18,00
D64	0,1102	3,25	<b>-0,0260</b>	-	<b>0,0592</b>	-	<b>0,0582</b>	-	0,2513	6,50	0,1420	7,50
D68	0,5254	89,50	<b>-0,0150</b>	-	<b>0,0996</b>	-	0,1017	86,75	0,5552	91,50	0,1580	88,25
D71	<b>0,0595</b>	-	<b>-0,0265</b>	-	<b>0,0569</b>	-	<b>0,0546</b>	-	0,1002	160,00	<b>0,0412</b>	-
D72	0,3368	89,00	<b>-0,0245</b>	-	0,1004	85,00	<b>0,0980</b>	-	0,5806	86,50	0,3764	88,25
D79	<b>0,0763</b>	-	<b>-0,0236</b>	-	<b>0,0802</b>	-	<b>0,0833</b>	-	0,5579	89,00	0,1361	94,25
D86	0,0766	-	-0,0273	-	0,0597	-	0,0617	-	<b>0,2934</b>	<b>12,25</b>	<b>0,1480</b>	<b>15,25</b>
D95	<b>0,0239</b>	-	<b>-0,0234</b>	-	<b>0,0873</b>	-	<b>0,0845</b>	-	0,5609	0,50	0,4470	1,00
D99	-0,0075	-	-0,0260	-	0,0571	-	0,0612	-	0,0565	-	0,0286	-
Sucesso	Número	(%)	Número	(%)	Número	(%)	Número	(%)	Número	(%)	Número	(%)
	18	64,28	10	35,71	14	50,00	14	50,00	23	82,14	22	78,57

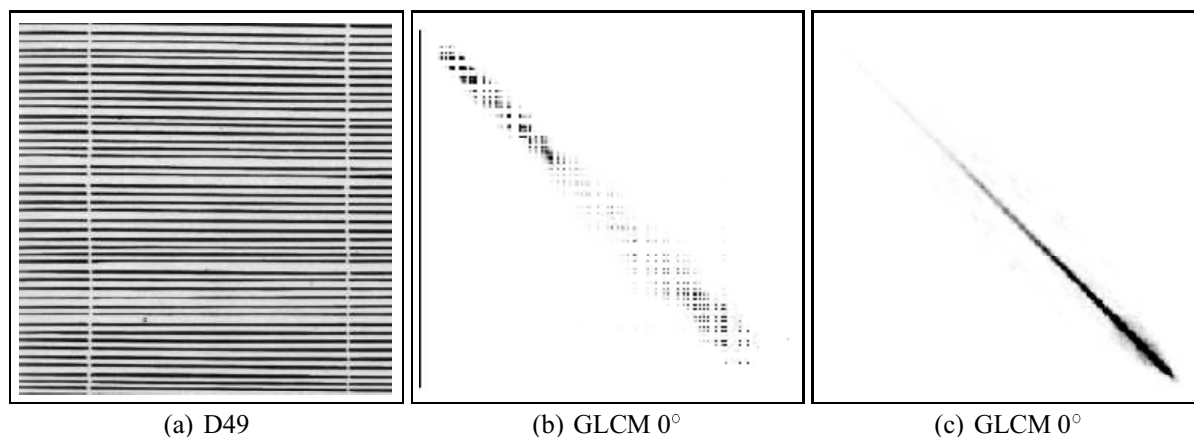


Figura 48 – Imagem do álbum de Brodatz e sua matriz de co-ocorrência. (a) Imagem original. (b) Visualização da matriz de co-ocorrência da imagem original. (c) Visualização da matriz de co-ocorrência dos coeficientes da transformada *wavelet* Gabor.

A Figura 48 exemplifica a diferença da dispersão dos dados na matriz de co-ocorrência de níveis de cinza antes e depois de aplicar a transformada *wavelet* Gabor à imagem original. Na Figura 48(b) há uma distribuição esparsa dos elementos da GLCM ao longo da diagonal. Por outro lado, estes elementos são muito mais concentrados ao longo da diagonal após o uso da

*wavelet* Gabor, ilustrado na Figura 48(c). Esta mudança na matriz GLCM afeta drasticamente os parâmetros das Equações (3.32), (3.33), (3.30) e (3.37), refletindo diretamente no atributo de contraste. Dados concentrados, em sua maioria ao longo da diagonal, correspondem a contraste muito baixo devido às diferenças representadas pelos termos  $|i - j|$  apresentarem valores próximos a zero. Desta forma, contraste baixo indica que o padrão é predominantemente homogêneo na direção do cálculo da matriz GLCM. Nesta tese o grau da GLCM foi fixado a  $0^\circ$ .

### 6.2.3 Imagens SAR simuladas e reais

Nesta seção são exibidos resultados do algoritmo textura Gabor, o qual combina informação de textura e a transformada *wavelet* Gabor, aplicado às imagens simuladas segundo a descrição da Seção 2.10.1 e ilustradas na Figura 10. Nestas imagens simuladas, é possível controlar a direção e velocidade do vento que formam as ondas, e dessa forma simular imagens mais realistas de ondas de vento. Como no estudo do caso anterior, as imagens são contaminadas com ruído *speckle* e o algoritmo textura Gabor é aplicado somente nas imagens ruidosas. O algoritmo baseado apenas na análise de textura não foi considerado nesta seção, pois sem a utilização da transformada *wavelet* Gabor não foi possível estimar corretamente a direção do vento no conjunto de imagens SAR simuladas e reais, devido ao ruído *speckle*.

Descritores estatísticos como viés, raiz do erro quadrático médio (*RMSE*), correlação (*R*), desvio padrão ( $\sigma$ ) e média ( $\mu$ ) foram usados para avaliar o algoritmo textura Gabor e compará-lo ao método baseado nas transformadas de Fourier e *wavelet* Gabor e o método LG.

O objetivo da comparação do método baseado na FFT combinado à *wavelet* Gabor com o algoritmo textura Gabor é mostrar a capacidade da transformada *wavelet* Gabor em realçar as *streaks* de vento. O algoritmo LG foi escolhido por se configurar um dos métodos mais discutidos para este fim, na literatura.

Tabela 17 – Parâmetros estatísticos para comparação dos algoritmos.

	Textura Gabor	FFT Gabor	LG
viés ( $^\circ$ )	-4,47	-17,07	-43,23
<i>RMSE</i> ( $^\circ$ )	22,64	46,37	67,94
<i>R</i>	0,40	0,27	-0,46

A Figura 49 exibe os resultados alcançados com três imagens distintas do conjunto de imagens simuladas, nas quais as setas na cor magenta indicam a direção das *streaks* de ventos. Observa-se nestas imagens, o casamento entre a direção estimada e a direção dos padrões de

ondas visíveis nas imagens. O algoritmo mostrou-se capaz de detectar e estimar a direção de padrões lineares no conjunto das imagens simuladas.

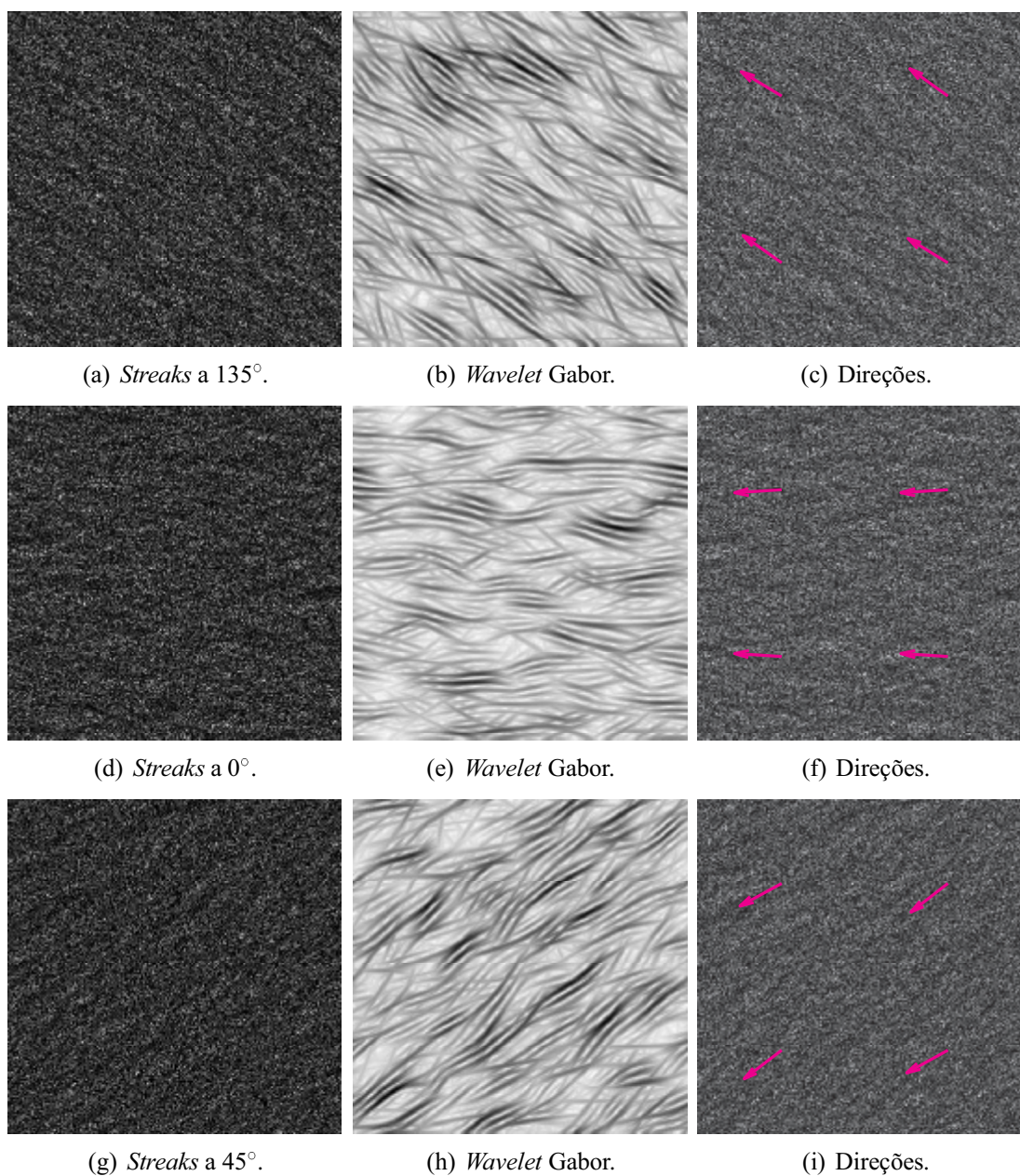


Figura 49 – Resultados para imagens simuladas. (a, d, g) Imagens sintéticas contaminadas artificialmente com ruído *speckle*. (b, e, h) Coeficientes da transformada *wavelet* Gabor. (c, f, i) Direções das *streaks* estimadas. Setas em cor magenta representam as direções estimadas pelo algoritmo textura Gabor.

A Tabela 17 mostra os resultados das medidas estatísticas de avaliação dos resultados. O gráfico de dispersão dos resultados mostrado na Figura 51 exhibe os dados retirados da análise (indicado por quadrados azuis). Estes dados, como mencionados anteriormente, são removidos por apresentarem células de chuva na hora da passagem do satélite. Os resultados indicam a direção preferencial do vento entre  $250^\circ$  e  $318^\circ$ , segundo ilustra o gráfico exibido na Figura 51.

Esta direção está correlacionada com os estudos de Oliveira *et al.* (2008) e Tabosa (2002) sobre o regime dos ventos na área em estudo.

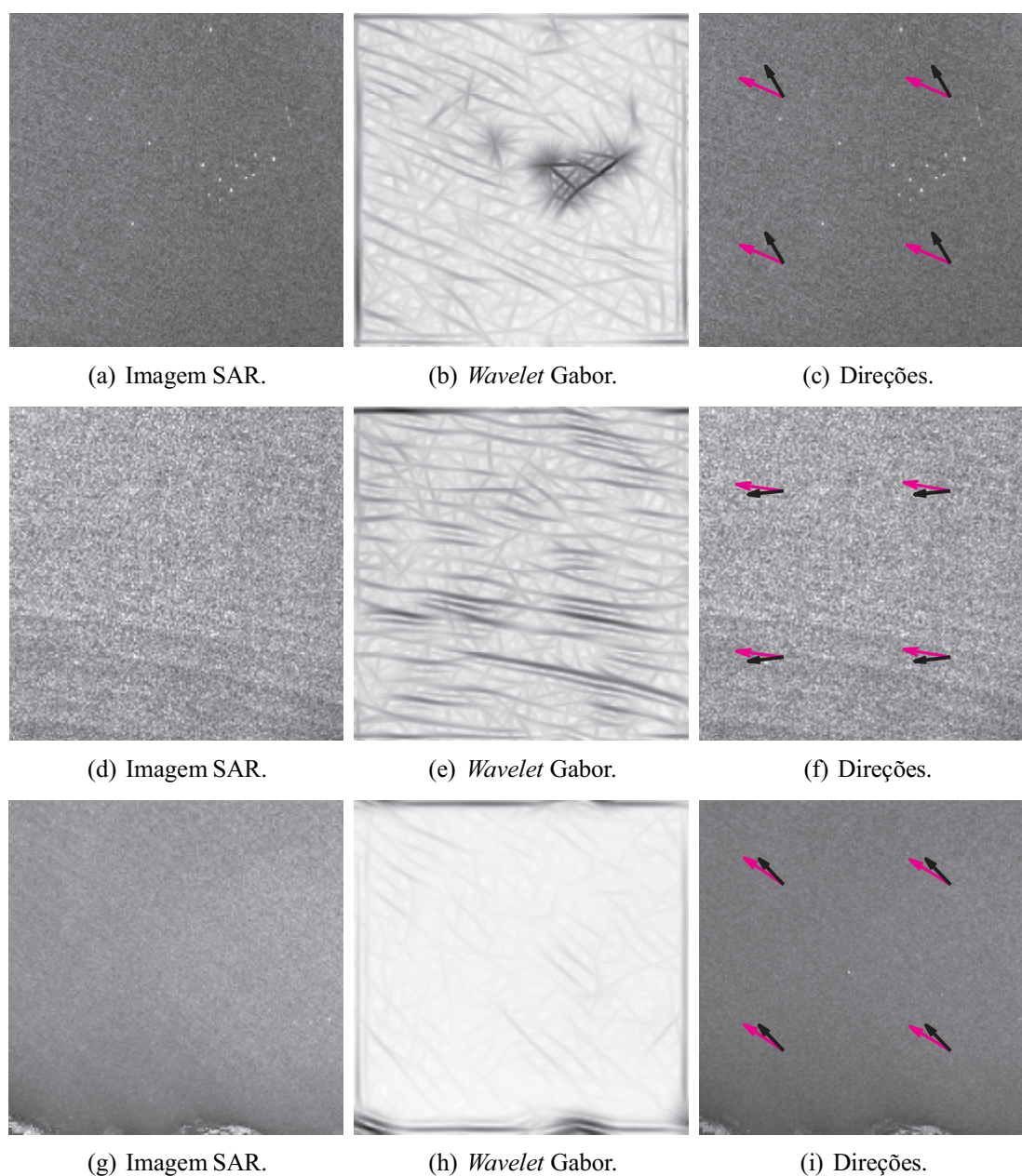


Figura 50 – Direções estimadas usando o algoritmo proposto análise de textura Gabor em imagens SAR utilizando  $\sigma_x = 60$  e  $\sigma_y = 30$ . (a) Imagem ALOS PALSAR, 25 de julho de 2009. (b) Coeficientes da transformada *wavelet* Gabor. (c) Direções de vento estimadas. (d) Imagem ALOS PALSAR, 20 de julho de 2007. (e) Coeficientes da transformada *wavelet* Gabor. (f) Direções de vento estimadas. (g) Imagem SAR RADARSAT-1, 29 de setembro de 2006. (h) Coeficientes da transformada *wavelet* Gabor. (i) Direções do vento estimadas. Setas de cor preta indicam a direção dada pelo QuikSCAT, enquanto as setas de cor magenta são relativas às direções estimadas pelo método textura Gabor.

Os resultados exibidos na Tabela 17, também confirmam o melhor desempenho do algoritmo que emprega a transformada *wavelet* Gabor e análise de textura. O algoritmo proposto

que combina textura e *wavelet* Gabor, elevou a correlação de -0,11 para 0,40 nos resultados de estimação da direção do vento. Observa-se também uma diminuição no erro de  $RMSE = 46,37$  para  $RMSE = 22,64$ . O desvio padrão de  $10,04^\circ$ , representa um valor abaixo do desvio padrão apontado para os dados obtidos pelo QuikSCAT. Esta melhoria dos indicadores estatísticos calculados indica o melhor desempenho do método textura Gabor, quando comparado ao método baseado na FFT e transformada *wavelet* Gabor. Neste caso, o melhor desempenho do algoritmo textura Gabor se deve ao fato da escolha adequada dos parâmetros  $\sigma_x$  e  $\sigma_y$  e do uso dos atributos de textura baseados na GLCM para estimar as direções.

A Figura 50 exibe imagens SAR reais e o resultado da estimação da direção do vento com o método textura Gabor, indicado pelas setas magentas. Observa-se nesta imagens a direção predominante das *streaks* de vento de Sudeste (SE), como indicado pelo QuikSCAT, e exibida pelas setas pretas nas imagens mostradas nas Figuras 50(c), 50(f) e 50(i). As direções estimadas portanto, coincidem com as obtidas pelo QuikSCAT.

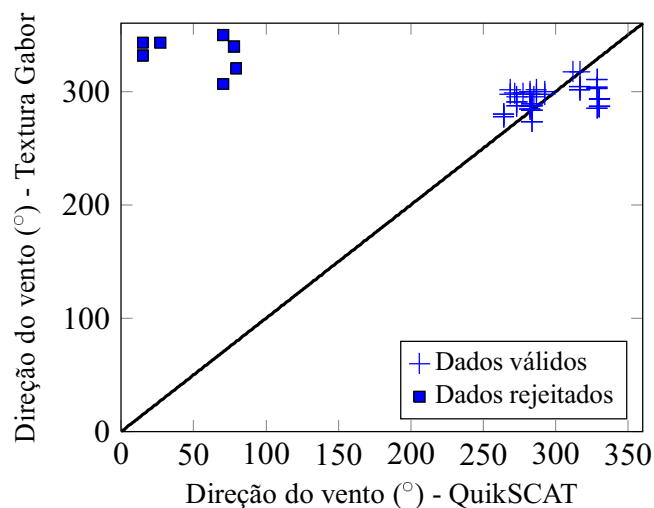


Figura 51 – Gráfico de dispersão para comparação entre os dados do escaterômetro QuikSCAT (abscissa) e o algoritmo proposto textura Gabor (ordenada) para imagens SAR reais. Dados do QuikSCAT, indicando regiões com chuva, são sinalizadas em caixas azuis como dados rejeitados.

### 6.3 Análise da medida LPI

Os testes de simulação foram conduzidos em um experimento em que as amostras de dados foram geradas utilizando os seguintes parâmetros:

- ângulos de direções dos padrões lineares  $\theta = 0^\circ, 15^\circ, 30^\circ, \dots, 165^\circ$ ;

- número de visadas  $L = 1, 3, 6$ ;
- desvio padrão da transformada *wavelet* Gabor  $\sigma_y = 5, 10, 15, \dots, 50$ , considerando a relação  $\sigma_x = 2\sigma_y$ , entre os desvios padrões de cada eixo.

Segundo o conjunto de imagens de testes, observou-se que acima de um limiar  $\tau = 0,1$  a medida *LPI* confirmava presença de padrões lineares. Os experimentos mostraram ainda que, para imagens não contaminadas por ruído *speckle*, a medida *LPI* indica a presença de padrões lineares acima do mesmo limiar. Para as imagens sintéticas sem ruído descritas na Seção 2.10.1 e ilustradas na Figura 9, o valor de *LPI* é sempre igual ou bem próximo do máximo, indicando a presença de padrões lineares bem definidos, como atesta a Tabela 18. Na presença do ruído *speckle*, a medida *LPI* assume valores negativos, demonstrando a dificuldade e sensibilidade desta medida quando este ruído está presente na imagem. Dessa forma se torna imprescindível a suavização do *speckle*, para que se obtenha uma estimativa mais precisa da existência de padrões lineares nas imagens. Embora o ruído *speckle* comprometa o desempenho do método de estimativa de direção do vento, é possível eliminar ou reduzir esse efeito se forem aplicados previamente filtros de *speckle* como Lee (1981) e Kuan *et al.* (1985).

Tabela 18 – Valores médios de *LPI* para imagens sintéticas a partir da equação de Stokes (Equação (2.6)).

Imagem	Imagens sem <i>wavelet</i> Gabor		Imagens com <i>wavelet</i> Gabor	
	Sem ruído	Com ruído	Sem ruído	Com ruído
Experimento 1	1	-0,0318	1	0,7859
Experimento 2	1	-0,0309	1	0,7740
Experimento 3	0,9743	-0,0277	0,8164	0,6083

Foi gerado um conjunto de imagens sintéticas com 1080 imagens contendo padrões lineares visíveis em direções variadas, e utilizou-se as mesmas nos experimentos que avaliaram a relação entre a medida *LPI* e os parâmetros de ajustes da função de base Gabor. No experimento foi fixado um valor para  $\sigma_y$  e medido o resultado do *LPI* e direção estimada dos padrões lineares existentes.

No experimento realizado com as imagens deste primeiro conjunto, os valores de *LPI* foram menores do que  $\tau = 0,1$  em apenas 34 imagens, isto é, a medida *LPI* indicou falso negativo, pois todas as imagens continham padrões lineares visíveis. Portanto, a medida *LPI* proposta identificou a existência de padrões lineares em 96,85% das imagens processadas. Os erros ocorreram na faixa de  $\sigma_y \leq 20$  e  $\sigma_y \geq 35$ , em que  $\sigma_y$  é um parâmetro da transformada *wavelet* Gabor. Este fato é comprovado pelo histograma na Figura 52(a) onde se observam poucos valores de *LPI* abaixo de 0,1. Utilizando o parâmetro  $\sigma_y = 30$  para a transformada *wavelet*

Gabor, o valor de  $LPI$  sempre foi maior do que 0,2, como exibido na Figura 52(b), indicando assim a existência de padrões lineares em todas as imagens processadas, como era esperado e além disso fornecendo uma indicação do valor adequado para  $\sigma_y$  e  $\sigma_x$ . Neste experimento foi usado  $\sigma_y = 5, 10, \dots, 50$  e  $\sigma_x = 2\sigma_y$ . Essa relação entre os desvios padrões foi utilizada em todos os experimentos que envolveram a transformada *wavelet* Gabor, pois estes parâmetros são os que melhor se ajustaram à função de base desta *wavelet* às feições das *streaks*.

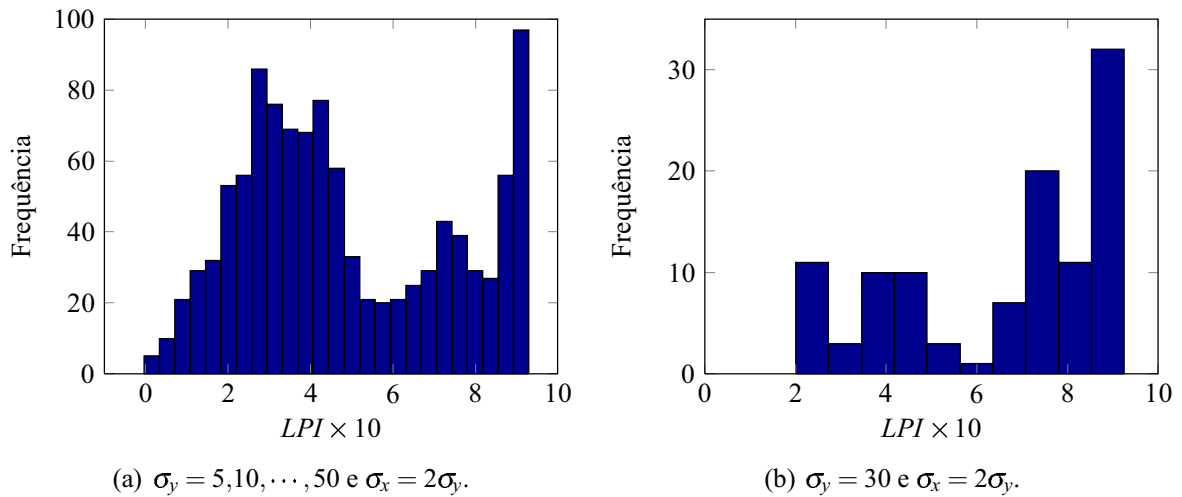


Figura 52 – Histograma de medidas  $LPI$  calculado para imagens sintéticas, definidas na Seção 2.10.1 e exibidas na Figura 9, com diferentes desvios padrões da transformada *wavelet* Gabor. (a) Histograma considerando todas as imagens. (b) Histograma para as imagens em que  $\sigma_y = 30$ .

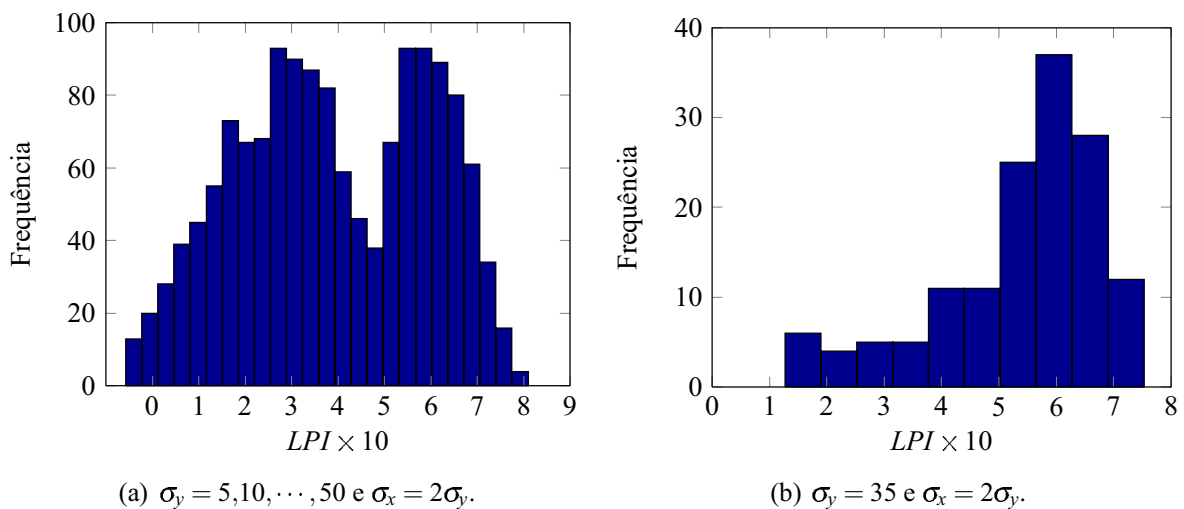


Figura 53 – Histograma de medidas  $LPI$  calculado para imagens sintéticas, definidas na Seção 2.10.1 e exibidas na Figura 10, com diferentes desvios padrões da transformada *wavelet* Gabor. (a) Histograma considerando todas as imagens. (b) Histograma para as imagens em que  $\sigma_y = 35$ .

No caso das imagens simuladas descritas na Seção 2.10.1, e ilustradas na Figura 10, foram simuladas 1440 imagens com direções dos padrões variando entre  $0^\circ$  e  $180^\circ$  e adicionado ruído

*speckle* com diferentes intensidades. O cálculo da medida *LPI* resultou em valores maiores do que  $\tau = 0,1$  em 90,14% das imagens com uma correlação de 0,9690 entre os ângulos. Deste conjunto simulado, 124 imagens atingiram valor de *LPI* menor do que 0,1. Isto implica em um erro de 8,6% do algoritmo proposto textura Gabor na indicação de presença de padrões lineares, uma vez que todas as imagens possuem padrões lineares visíveis e são conhecidas as direções predominantes. Esse fato é ilustrado pelo histograma mostrado na Figura 53(a). Os testes, neste conjunto de imagens, foram realizados nas mesmas condições que os testes anteriores e utilizados valores de  $\sigma_y = 5, 10, 15, \dots, 50$  e  $\sigma_x = 2\sigma_y$ .

Os valores de *LPI* menores que o limiar  $\tau$  ocorreram quando o valor para  $\sigma_y$  foi menor do que 35. Os valores de *LPI* para o parâmetro  $\sigma_y = 35$  são ilustrados na Figura 53(b), indicando o uso deste parâmetro na transformada *wavelet* Gabor para estimar direções de padrões lineares.

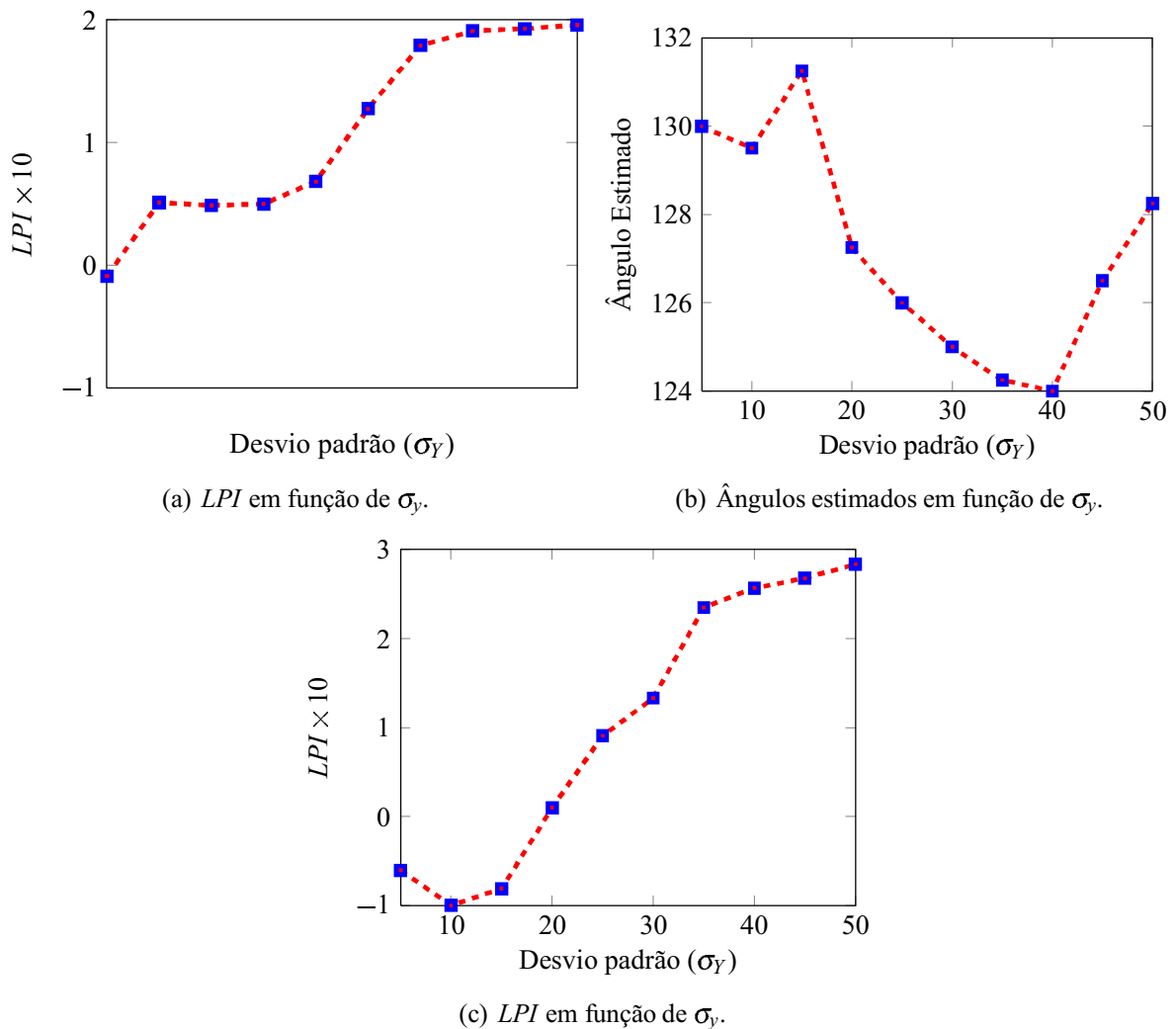


Figura 54 – Gráficos para o *LPI* e direções estimadas em imagens SAR simuladas e reais com diferentes desvios padrões da transformada *wavelet* Gabor. (a, b) Imagem simulada definida na Seção 2.10.1 contaminada com ruído *speckle* com padrões lineares visíveis a  $105^\circ$ . (c) Imagem SAR adquirida em 29 de novembro de 2005.



A Figura 54 exibe a relação entre o parâmetro  $\sigma_y$  da transformada *wavelet* Gabor com o valor de *LPI*, e com ângulo estimado. As Figuras 54(a) e 54(c) mostram que o valor de *LPI* é proporcional ao parâmetro  $\sigma_y$  para as imagens SAR simuladas e reais. Esses gráficos atestam que os melhores valores para  $\sigma_y$ , de acordo com o *LPI*, estão na faixa de  $30 \leq \sigma_y \leq 40$ . Para valores de  $\sigma_y$  maiores do que 40 o erro na estimativa começa a crescer na maioria das imagens de testes como ilustrado na Figura 54(b), pois a direção dos padrões está a  $105^\circ$ . Nesta imagem, o menor erro alcançado foi para  $\sigma_y = 40$ , pois o algoritmo proposto textura Gabor estimou a direção de  $124^\circ$  para os padrões lineares presentes na imagem. Desta forma, o erro encontrado de  $19^\circ$  é menor que o erro presente nos dados do QuikSCAT que é de  $20^\circ$ .

## 6.4 Análise do custo computacional

De acordo com Kandaswamy, Adjero & Lee (2005) a carga computacional total do cálculo da GLCM é afetada por vários fatores, tais como  $\eta_d$  = número de direções de orientação,  $\eta_s$  = número de escalas utilizadas,  $\eta_b$  = número de sub-blocos (não sobrepostos) e  $\eta_f$  = número de características de textura extraídas. Para blocos não sobrepostos, o custo computacional total usando GLCM (KANDASWAMY; ADJEROH; LEE, 2005) foi definido por:

$$C = O \left[ \eta_d \left( n \log_e(\eta_s) + \eta_b \eta_s \sum_{i=1}^{\eta_f} C_{f_i} \right) \right], \quad (6.1)$$

em que  $C_{f_i}$  é o custo da extração de uma característica particular  $f_i$ . Kandaswamy, Adjero & Lee (2005) também afirmaram, que a redução de qualquer um dos fatores, deverá impactar diretamente no tempo necessário para a análise.

Nos algoritmos que combinam análise de textura, e portanto cálculo da GLCM, o custo computacional foi reduzido pela aplicação do método textura Gabor, para a menor região da imagem original que envolve o processo de rotação ilustrado na Figura 41(b). Além disso, usamos apenas  $\eta_f = 4$  atributos de textura,  $\eta_b = 4$  sub-blocos (sub-cenas) não sobrepostos e  $\eta_d = 1$  direção de orientação que colaboram com a redução do custo computacional. Nesta tese, a medida *LPI* contribui para a redução de cálculos desnecessários e portanto reduz a complexidade do algoritmo para:

$$O(n \log n + k^2),$$

em que  $n$  é o número de *pixels* da imagem processada e  $k$  é o número de níveis de cinza que caracteriza a matriz de co-ocorrência da imagem. A análise do custo computacional aqui estimado não inclui o custo relacionado a *wavelet* Gabor.

O algoritmo foi implementado em uma CPU Intel Core 2 Quad 2,40GHz com 4Gb de memória RAM e uma placa de vídeo Nvidia G86 (GeForce 8400 GS) com 512 MB de memória. Nestas condições, o tempo médio de processamento para uma imagem de  $512 \times 512$  pixels, tamanho padrão dos testes, foi de 49,95 segundos em média.

## 6.5 Conclusões do capítulo

---

Neste capítulo foram apresentados e discutidos os resultados obtidos com as metodologias propostas e disponíveis na literatura relacionadas à estimação de direção do vento. A partir destes resultados, é possível concluir que as semelhanças no desempenho entre os métodos baseados no Chapéu Mexicano e *wavelet à trous* com  $B_3$ -spline se relacionam ao fato de que estes métodos igualmente realçam as *streaks*, sendo que o Chapéu Mexicano também realça ruído e flutuações de pequenas escalas, quando estima campos de vento de imagens SAR. Ambos os métodos apresentam desempenho similar, quando descartamos as sub-cenas cujas velocidades do vento são maiores do que 10 m/s. Neste caso, os algoritmos atingiram menor valor para *RMSE* e maior correlação na estimação, quando comparados aos dados do QuikSCAT.

Os experimentos sugerem que esse bom resultado se deve ao efeito do borramento multi-escala, empregado pela função  $B_3$ -spline e base *wavelet* Chapéu Mexicano, que reduziram o ruído *speckle* indesejável e rugosidade da superfície em pequena escala, na faixa de velocidade do vento de baixa a moderada. Além disso, o efeito de borramento destas funções preserva informações relevantes (*streaks*, por exemplo) para a estimativa da direção do vento em várias escalas. Os resultados também sugerem que os coeficientes *wavelets*, obtidos do algoritmo *à trous* com função de base  $B_3$ -spline, foram mais adequados para caracterizar *streaks* induzidas pelo vento, orientadas na mesma direção em escalas maiores de 200 m. Isto significa que a decomposição pelo algoritmo *à trous* com a função de base triangular em áreas de velocidade do vento de baixa a moderada é mais sensível à rugosidade de pequena escala do que a função de base  $B_3$ -spline, daí a diferença esperada do desempenho.

Vale ressaltar que o algoritmo baseado na FFT também suavizou o ruído *speckle*, quando aplicado ao conjunto de dados de imagens SAR de múltiplas visadas. A combinação do efeito de suavização e o processamento por múltiplas visadas com realce das *streaks* para estimar campos de vento melhorou a precisão do algoritmo. Devido ao fato dessas funções de base ignorarem variações suaves de intensidade em pequenas escalas, o desempenho do algoritmo se mostrou superior em áreas de velocidades de vento de baixa a moderada (5 a 10 m/s) em

comparação com áreas de velocidade do vento alta (maiores do que 10 m/s).

Os principais erros causados na estimativa de velocidade de ventos pelos modelos CMOD se devem à presença do ruído *speckle*, ao ângulo de incidência, à precisão de calibração do NRCS e à incerteza na direção do vento. Com relação ao erro na estimativa de direção do vento, observa-se que a função de base  $B_3$ -spline se comporta bem na faixa de velocidade baixa a moderada pelo seu efeito suavizador mais intenso que a função de base triangular, usada no algoritmo disponível na literatura que é baseado na FFT. Conclui-se desta forma, que a atenuação do ruído *speckle* e fenômenos de pequena escala decorrente da função de base  $B_3$ -spline, configura esta *wavelet* (*à trous* com  $B_3$ -spline) com o melhor desempenho na estimativa de direção do vento.

As ondas de pequena escala induzidas pelo vento na superfície do mar, têm comprimento de onda da ordem de 5 a 10 cm, e são geradas com velocidade do vento de no mínimo 3 a 4 m/s (FICHAUX; RANCHIN, 2002). Parte da rugosidade (flutuações de pequena escala do retroespalhamento) presente nas imagens SAR se deve à presença do ruído *speckle* e estas flutuações são atenuadas com as funções  $B_3$ -spline e Chapéu Mexicano. A metodologia proposta nesta tese se aplica a velocidades do vento na faixa de 4 a 10 m/s e em escalas de 200 a 400 m.

O algoritmo textura Gabor que combina a transformada *wavelet* Gabor com os atributos da GLCM mostrou-se adequado para extrair direções do vento em imagens SAR reais, pois atenua o ruído *speckle*, tornando possível a utilização da GLCM na estimativa da direção do vento em imagens SAR simuladas e reais.

## CONSIDERAÇÕES FINAIS

---

Neste capítulo são apresentadas as considerações finais desta pesquisa, assim como as perspectivas de trabalhos futuros a serem abordados.

### 7.1 Conclusão

---

Nesta tese foram introduzidos algoritmos para a recuperação de direção do vento, em imagens SAR coletadas dos satélites RADARSAT-1 e ENVISAT ASAR com polarização HH na banda C e imagens ALOS PALSAR, coletadas na banda L com polarização HH. As velocidades do vento foram recuperadas para imagens RADARSAT-1, usando os modelos empíricos CMOD4, CMODIFR2 e CMOD5 que consideram a dependência do NRCS com a velocidade do vento, direção do vento e ângulo de incidência. Estes modelos foram desenvolvidos para o escaterômetro embarcado no satélite ERS-1 operando na banda C, com polarização VV e estendidos para a polarização HH, pela consideração de uma razão de polarização dependente do ângulo de incidência.

Na estimação da direção do vento, a metodologia utilizada se baseia em transformadas de imagens e análise de textura. A primeira abordagem proposta consiste na extensão do método baseado na FFT e transformada wavelet *à trous* disponível na literatura, de modo que foi adicionado a este a função de base  $B_3$ -spline para estimação da direção do vento. O uso da função de base  $B_3$ -spline, em substituição à função de base triangular do método original, viabilizou a estimativa da direção do vento em regiões com velocidade abaixo de 10 m/s, faixa esta em que o método original não funcionava adequadamente. A principal motivação em propor esta função de base ( $B_3$ -spline) foi a característica de suavização mais intensa empregada pela mesma na decomposição, e que é equivalente a um pré-processamento e constitui importante melhoria no resultado do algoritmo.

A segunda abordagem proposta utilizou as transformadas *wavelets* Gabor e Chapéu Mexicano na decomposição das imagens SAR simuladas ou reais para, em seguida, aplicar a transformada de Fourier na estimação da direção do vento a partir da imagem de detalhes

obtida da transformada *wavelet*. Os algoritmos propostos foram avaliados comparando-os aos resultados obtidos de algoritmos da literatura, a saber, os métodos LG e WDWaT, além do próprio método baseado na FFT. A análise dos gráficos de dispersão dos resultados mostrou não haver diferença entre os dados processados oriundos de imagens PALSAR, ENVISAT e RADARSAT na estimativa da direção do vento.

No desenvolvimento deste trabalho observamos a semelhança de desempenho entre as transformadas *wavelet* Chapéu Mexicano e *à trous* com função de base  $B_3$ -spline, dado que ambas realçam os padrões de *streaks*. Entretanto, a primeira também amplifica ruídos indesejáveis e flutuações de pequena escala, quando decorrentes de campos de vento extraídos de imagens SAR. Para valores de velocidade abaixo de 10 m/s, o algoritmo proposto alcançou o menor erro na estimativa da direção do vento e a maior correlação com os dados do QuikSCAT, indicando que o método proposto pode ser aplicado em regiões de faixa de velocidade de vento de baixa a moderada. A combinação do realce das *streaks* e o processamento em múltiplas visadas das imagens SAR processadas, foi responsável pelo bom desempenho do algoritmo. Devido à capacidade dessa transformada detectar variações de intensidade em pequenas escalas sobre a superfície do oceano induzidas pelo vento, o desempenho do algoritmo foi superior em regiões de baixa a moderada velocidade do vento, em comparação com áreas de ventos fortes. Com isso observamos que as transformadas *wavelets à trous* e Chapéu Mexicano realizaram com sucesso a estimativa de direção do vento na referida faixa de velocidade, o que constitui relevante contribuição deste trabalho.

A estimativa de ventos realizada neste trabalho para a faixa moderada de velocidade de vento é de grande importância para aplicações como classificação de manchas escuras na superfície do mar, prospecção de regiões com potencial de geração de energia eólica, estudo da dinâmica costeira, dentre outras. Sistemas de monitoramento de manchas de óleo tendem a confundir manchas reais e manchas similares, quando a faixa de ventos excede a 10 m/s. A mesma confusão ocorre em regiões de velocidade abaixo de 3 m/s, o que contribui com o aumento no erro da classificação automática das manchas por estes sistemas.

Com relação às funções de base *wavelet* Chapéu Mexicano e Gabor, vale ressaltar que existe a possibilidade de ajustes nos parâmetros das mesmas, possibilitando assim um refinamento no casamento das funções de base destas transformadas com as feições das *streaks* de vento nas imagens SAR. O algoritmo proposto baseado na transformada *wavelet* Gabor não apresentou bom desempenho nas imagens avaliadas na estimativa de direção de ventos, embora esta transformada suavize ruído de pequena escala. Esta falha de desempenho pode estar relacionada aos parâmetros utilizados na função de base, possivelmente o ajuste entre a função de base e as feições das *streaks* presentes na imagem não tenha sido adequado.

Os dados do QuikSCAT foram utilizados nesta tese como referência para a validação do resultados, dado que o período de aquisição das imagens SAR ocorreu em horários de passagem próximos aos do QuikSCAT, permitindo assim uma avaliação mais confiável.

O uso de imagens com polarização HH não evidenciou influência no processo das estimativas, entretanto, não foi possível avaliar a influência do tipo de polarização sobre a estimativa da direção do vento.

Nesta tese, foi ainda proposto um método que utiliza a análise de textura, baseada nos atributos derivados da matriz de co-ocorrência de níveis de cinza da imagem, para estimar a direção de padrões lineares em imagens SAR. A aplicação de análise de textura em imagens SAR com essa finalidade é original e resultou em boas estimativas. A abordagem por textura combina a transformada *wavelet* Gabor para extração de feições lineares e ao mesmo tempo elimina efeitos indesejáveis de ruído presente nas imagens, favorecendo assim o cálculo dos atributos de textura. É importante destacar que a transformada *wavelet* Gabor realça os padrões lineares, se seus parâmetros estiverem calibrados com as feições presentes na imagem. Os parâmetros da transformada *wavelet* Gabor, utilizada neste algoritmo, foram selecionados de acordo com os resultados obtidos nos experimentos realizados com imagens sintéticas de modo que a função de base se assemelhasse às *streaks* induzidas pelo vento.

Dentro deste contexto, concluiu-se neste tese que as imagens SAR desempenham importante papel no sensoriamento remoto dos oceanos e contribuem com grande potencial na estimativa da direção do vento, tendo por base o rastreamento da direção das *streaks* associadas ao vento sobre o oceano.

## 7.2 **Trabalhos futuros**

---

Dentre as perspectivas de trabalhos futuros, destacam-se: aplicação dos métodos em estimativas de direção do vento que incluam imagens SAR de furacões; aprimoramento destas técnicas de estimativa utilizando métodos de filtragem de ruído *speckle*; utilização da informação de vetores de vento estimados em algoritmos de detecção e classificação de manchas de óleo no mar; avaliação dos efeitos da compressão, com perdas, de imagens SAR na estimação da direção do vento na superfície do oceano; otimização no processamento da imagem com a *wavelet* Gabor. Foi observado que a escolha dos parâmetros da transformada *wavelet* Gabor requer estudo mais detalhado, que relacione os mesmos às escalas dos fenômenos presentes nas imagens da superfície dos oceanos. Como trabalho futuro podemos incluir o estudo das relações existentes entre estes fenômenos e o ajuste multi-escala de parâmetros da referida transformada.

---

## Referências Bibliográficas

---

- AL-JANOBI, A. Performance evaluation of cross-diagonal texture matrix method of texture analysis. **Pattern Recognition**, v. 34, n. 1, p. 171–180, 2001.
- BARREIRO, R. B.; HOBSON, M. P. The discriminating power of wavelets to detect non-gaussianity in the cosmic microwave background. **Monthly Notices of the Royal Astronomical Society**, v. 327, n. 3, p. 813–828, 2001.
- BELIAKOV, G.; JAMES, S.; TROIANO, L. Texture recognition by using GLCM and various aggregation functions. In: **Proceedings of IEEE International Conference on Fuzzy Systems**. Hong Kong, China: IEEE, 2008. p. 1472–1476.
- BENTZ, C. M.; POLITANO, A. T.; GENOVEZ, P. Monitoramento ambiental de áreas costeiras e oceânicas com múltiplos sensores orbitais. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 57, n. 1, p. 43–47, 2005.
- BIJAOU, A.; STARCK, J.-L.; MURTAGH, F. **Image Processing and Data Analysis: The Multiscale Approach**. 1ª edição. New York, NY: Cambridge University Press, 1998. 297 p.
- BREKKE, C.; SOLBERG, A. H. S. Oil spill detection by satellite remote sensing. **Remote Sensing of Environment**, v. 95, n. 1, p. 1–13, 2005.
- BRIGHAM, E. O. **The Fast Fourier Transform and its Applications**. 1ª edição. Upper Saddle River, Nj: Prentice Hall, 1988. 448 p.
- BRODATZ, P. **Texture Album**. 2006. Acesso em Novembro de 2010. Disponível em: <http://www.ux.uis.no/~tranden/brodatz.html>.
- CAMERON, I.; LUMSDON, P.; WALKER, N.; WOODHOUSE, I. Synthetic aperture radar for offshore wind resource assessment and wind farm development in the UK. In: **Proceedings of SEASAR 2006: Advances in SAR Oceanography from ENVISAT and ERS Missions**. Frascati, Italy: European Space Agency, (Special Publication) ESA SP, 2006. v. 613, p. 1–6.
- Canadian Space Agency. **Satellite RADARSAT-1 Canadian Space Agency**. 2005. Acesso em Novembro de 2009. Disponível em: <http://www.asc-csa.gc.ca/eng/satellites/radarsat1>.
- CECCARELLI, M.; FILIPPO, M. D.; BISCEGLIE, M. D.; GALDI, C. A texture based approach for ocean surface wind detection in SAR images. In: IEEE. **Proceedings of IEEE International Workshop on Imaging Systems and Techniques**. Chania, Greece: IEEE, 2008. p. 193–197.
- CHENG, Y.-S.; LIANG, T.-C. Rotational invariant pattern recognition using a composite circular harmonic and 2-D isotropic Mexican-hat wavelet filter. **Optics Communications**, v. 112, n. 1, p. 9–15, 1994.

- CHINI, G. P.; LEIBOVICH, S. Resonant Langmuir–circulation–internal–wave–interaction. Part 2. Langmuir circulation instability. **Journal of Fluid Mechanics**, v. 524, p. 99–120, 2005.
- CHOISNARD, J.; POWER, D.; DAVIDSON, F.; STONE, B.; HOWELL, C.; RANDELL, C. Comparison of C-band SAR algorithms to derive surface wind vectors and initial findings in their use marine search and rescue. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 33, n. 1, p. 1–11, 2007.
- CLARO, M. dos S. **Extração do Campo de Vento na Bacia de Campos, RJ, a Partir de Imagens ENVISAT/ASAR**. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) — Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, SP, 2007.
- CLARO, M. dos S.; LORENZZETTI, J. A. Estimativa do campo de velocidade de vento marinho de alta resolução por meio de imagem SAR. In: **Proceedings of XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**. Florianópolis, Brasil: INPE, 2007. p. 4827–4832.
- CRAIK, A. D. George Gabriel Stokes on water wave theory. **Annual Review of Fluid Mechanics**, v. 37, n. 1, p. 23–42, 2005.
- DAUBECHIES, I. Orthonormal bases of wavelets with finite support – connection with discrete filters. In: **Proceedings of the International Conference Wavelets Time-Frequency Methods and Phase Space**. Marseille, France: Springer-Verlag, 1989. p. 38–39.
- DU, Y.; VACHON, P. W.; WOLFE, J. Wind direction estimation from SAR images of the ocean using wavelet analysis. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 28, n. 3, p. 498–509, 2002.
- DUTILLEUX, P. An implementation of the “*algorithme à trous*” to compute the wavelet transform. In: **Proceedings of the International Conference Wavelets Time-Frequency Methods and Phase Space**. Marseille, France: Springer-Verlag, 1987. p. 298–304.
- FICHAUX, N.; RANCHIN, T. Combined extraction of high spatial resolution wind speed and wind direction from SAR images: A new approach using wavelet transform. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 28, n. 3, p. 510–516, 2002.
- FRERY, A. C.; CRIBARI-NETO, F.; SOUZA, M. O. Analysis of minute features in speckled imagery with maximum likelihood estimation. **EURASIP Journal on Applied Signal Processing**, v. 2004, n. 16, p. 2476–2491, 2004.
- FRERY, A. C.; MÜLLER, H.-J.; YANASSE, C. C. F.; SANT’ANNA, S. J. S. A model for extremely heterogeneous clutter. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 35, n. 3, p. 648–659, 1997.
- GAO, G. Statistical modeling of SAR images: A survey. **Sensors**, v. 10, n. 1, p. 775–795, 2010.
- GAO, X.; SATTAR, F.; VENKATESWARLU, R. Multiscale corner detection of gray level images based on log-Gabor wavelet transform. **IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology**, v. 17, n. 7, p. 868–875, 2007.
- GENOVEZ, P. C. **Segmentação e Classificação de Imagens SAR Aplicadas à Detecção de Alvos Escuros em Áreas Oceânicas de Exploração e Produção de Petróleo**. Tese (Doutorado em Ciências em Engenharia Civil) — Universidade Federal do Rio de Janeiro - UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, 2010.



- GIRARD-ARDHUIN, F.; MERCIER, G.; COLLARD, F.; GARELLO, R. Operational oil-slick characterization by SAR imagery and synergistic data. **IEEE Journal of Oceanic Engineering**, v. 30, n. 03, p. 487–495, 2005.
- GOMES, J.; VELHO, L.; GOLDENSTEIN, S. **Wavelets: Teoria, Software e Aplicações**. 1<sup>o</sup> edição. Rio de Janeiro, RJ: IMPA, 1997.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento de Imagens Digitais**. 1<sup>o</sup> edição. São Paulo, SP, Brasil: Addison-Wesley, 1992.
- GONÇALVES, G. A.; GARCIA, C. A. E. Processamento digital de imagens SAR/ERS-1 na caracterização de feições oceanográficas. In: **Proceedings of VIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**. Salvador, Brasil: INPE, 1996. p. 769–773.
- GUITING, S.; YIJUN, H.; YIJUN, H. Comparison of two wind algorithms of ENVISAT ASAR at high wind. **Chinese Journal of Oceanology and Limnology**, v. 24, n. 1, p. 92–96, 2006.
- HARALICK, R. Texture features for image classification. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, v. 3, n. 6, p. 610–621, 1973.
- HARALICK, R. Statistical and structural approaches to texture. **Proceedings of IEEE**, v. 67, n. 5, p. 786–804, 1979.
- HE, D.-C.; WANG, L. Textural filters based on the texture spectrum. **Pattern Recognition**, v. 24, n. 12, p. 1187–1195, 1991.
- HENDERSON, F. M.; LEWIS, A. J. Radar fundamentals: The geoscience perspective. In: \_\_\_\_\_. **Manual of remote sensing: principles and applications of imaging radar**. 3<sup>a</sup> edição. New York: John Wiley & Sons, 1998. v. 2, capítulo 3, p. 131–181.
- HERSBACH, H.; STOFFELEN, A.; HAAN, S. The improved C-band geophysical model function CMOD5. In: **Proceedings of the 2004 ENVISAT & ERS Symposium**. Salzburg, Áustria: ESA SP, 2004. p. 1–8.
- HOLSCHNEIDER, M.; KRONLAND-MARTINET, R.; MORLET, J.; TCHAMITCHIAN, P. A real-time algorithm for signal analysis with the help of the wavelet transform. In: **Wavelets, Time-Frequency Methods and Phase Space**. Marseille, France: Springer-Verlag, 1989. p. 286–297.
- HONG, L.; GUAN, Y.; ZHANG, L. An *à trous* algorithm based threshold shrinkage denoising method for blood oxygen signal. In: **Proceedings of International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, ICWAPR07**. Beijing, China: IEEE, 2007. v. 4, p. 1669–1673.
- HORSTMANN, J.; KOCH, W. Measurement of ocean surface winds using synthetic aperture radars. **IEEE Journal of Oceanic Engineering**, v. 30, n. 3, p. 14–23, 2005.
- HORSTMANN, J.; KOCH, W.; LEHNER, S. Ocean wind fields retrieval from the advanced synthetic aperture radar aboard ENVISAT. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 42, n. 4, p. 702–710, 2004.

- HORSTMANN, J.; KOCH, W.; LEHNER, S.; TONBOE, R. Wind retrieval over the ocean using synthetic aperture radar with C-band HH polarization. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 38, n. 5, p. 2122–2131, 2000.
- HORSTMANN, J.; KOCH, W.; LEHNER, S.; TONBOE, R. Ocean winds from RADARSAT-1 SCANSAR. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 28, n. 3, p. 524–533, 2002.
- HORSTMANN, J.; LEHNER, S.; KOCH, W.; TONBOE, R. Computation of wind vectors over the ocean using spaceborne synthetic aperture radar. **Johns Hopkins APL Technical Digest**, v. 21, n. 1, p. 1–9, 2000.
- IDRISSA, M.; ACHEROY, M. Texture classification using Gabor filters. **Pattern Recognition Letters**, v. 23, n. 9, p. 1095–1102, 2002.
- ISOGUCHI, O.; SHIMADA, M. An L-band ocean geophysical model function from PALSAR. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 47, n. 07, p. 1925–1936, 2009.
- JAXA, J. A. E. A. **ALOS Data Users Handbook: Revision C**. [S.l.], Março 2008. Acesso em julho de 2010. Disponível em: <http://www.eorc.jaxa.jp/ALOS/en/doc/format.htm>.
- JENSEN, J. R. **Introductory digital image processing: a remote sensing perspective**. 3ª edição. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 2005.
- KAISER, G. **A Friendly Guide to Wavelets**. 1ª edição. Boston, Massachusetts: Birkhäuser, 1994. 300 p.
- KANDASWAMY, U.; ADJEROH, D. A.; LEE, M. C. Efficient texture analysis of SAR imagery. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 43, n. 9, p. 2075–2082, 2005.
- KARATHANASSI, V.; TOPOUZELIS, K.; SARANTOPOULOS, D. Texture-based detection of sea wave direction. In: **Proceedings of Remote Sensing for Environmental Monitoring, GIS Applications, and Geology IV**. Maspalomas, Gran Canaria, Espanha: SPIE, 2004. v. 5574, p. 482–491.
- KIM, D.; MOON, W. M. Estimation of sea surface wind vector using RADARSAT data. **Remote Sensing of Environment**, v. 80, n. 1, p. 55–64, 2002.
- KOCH, W. Directional analysis of SAR images aiming at wind direction. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 42, n. 4, p. 702–710, 2004.
- KOCH, W.; FESER, F. Relationship between SAR-derived wind vectors and wind at 10-m height represented by a meososcale model. **American Meteorological Society**, v. 26, n. 2, p. 1505–1517, 2006.
- KUAN, D. T.; SAWCHUK, A. A.; STRAND, T. C.; CHAVEL, P. Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 7, n. 2, p. 165–177, 1985.
- KUTTER, M.; BHATTACHARJEE, S. K.; EBRAHIMI, T. Towards second generation watermarking schemes. In: **Proceedings of IEEE International Conference Image Processing**. Kobe, Japão: IEEE, 1999. v. 1, p. 320–323.

- LEE, J.-S. Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images. **Computer Graphics and Image Processing**, v. 17, n. 1, p. 24–32, 1981.
- LEE, T. S. Image representation using 2D Gabor wavelets. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 18, n. 10, p. 959–971, 1996.
- LEHNER, S.; HORSTMANN, J.; KOCH, W.; ROSENTHAL, W. Mesoscale wind measurements using recalibrated ERS SAR images. **Journal of Geophysical Research**, v. 103, n. 4, p. 7847–7856, 1998.
- LEITE, G. C.; USHIZIMA, D. M.; MEDEIROS, F. N. S.; LIMA, G. G. de. Wavelet analysis for wind fields estimation. **Sensors**, v. 10, n. 6, p. 5994–6016, 2010.
- MALLAT, S. G. **A Wavelet Tour of Signal Processing: The Sparse Way**. 3ª edição. Orlando, Florida: Academic Press, 2008. 832 p.
- MITCHELL, J. L. **Real-Time Synthesis and Rendering of Ocean Water**. ATI Research. Santa Clara, CA. Relatório Técnico, Abril 2005.
- MONALDO, F. M.; THOMPSON, D. R. Applicability of conventional scatterometer model functions to high-resolution wind retrievals: The effect of spatial averaging. In: **Third Workshop on Coastal and Marine Applications of SAR, OceanSAR 2006**. St. John's, Newfoundland, Canada: CSA, 2006. v. 1, p. 1–5.
- MONALDO, F. M.; THOMPSON, D. R.; BEAL, R. C.; PICHEL, W. G.; CLEMENTE-COLON, P. Comparison of SAR-derived wind speed with model predictions and ocean buoy measurements. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 39, n. 12, p. 2587–2600, 2001.
- MONALDO, F. M.; THOMPSON, D. R.; WINSTEAD, N. S.; PICHEL, W. G.; CLEMENTE-COLON, P.; CHRISTIANSEN, M. B. Ocean wind field mapping from synthetic aperture radar and its application to research and applied problems. **Johns Hopkins APL Technical Digest**, v. 26, n. 2, p. 102–113, 2005.
- NEWELL, A. C.; ZAKHAROV, V. E. The role of the generalized phillips' spectrum in wave turbulence. **Physics Letters A**, v. 1, n. 372, p. 4230–4233, 2008.
- OLIVEIRA, J. G.; MEDEIROS, W. E.; TABOSA, W. F.; VITAL, H. From barchan to domic shape: evolution of a coastal sand dune in northeastern Brasil based on GPR survey. **Brazilian Journal Geophysics**, v. 26, n. 1, p. 5–20, 2008.
- PARADELLA, W. R.; SANTOS, A. R.; VENEZIANI, P.; CUNHA, E. S. P. da. Radares imageadores nas geociências: status e perspectivas. In: **Proceedings of XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**. Goiânia, Brasil: INPE, 2005. v. 2, p. 1847–1854.
- PAVLAKIS, P.; SIEBERT, A.; ALEXANDRY, S. On the optimization of spaceborne SAR capacity in oil spill detection and the related hydrodynamic phenomena. **Spill Science & Technology Bulletin**, v. 3, n. 12, p. 33–40, 1996.
- PEDRINI, H.; SCHWARTZ, W. R. **Análise de Imagens Digitais: Princípios, Algoritmos e Aplicações**. 1ª edição. São Paulo, SP: Thomson, 2008. 528 p.

PHILLIPS, O. M. The equilibrium range in the spectrum of wind-generated waves. **Journal of Fluid Mechanics**, v. 4, n. 4, p. 426–433, 1958.

PORTABELLA, M.; STOFFELEN, A.; JOHANNESSEN, J. A. Toward an optimal inversion method for synthetic aperture radar wind retrieval. **Journal of Geophysical Research**, v. 107, n. C8, p. 1–13, 2002.

PRADO, B. R. do. **Análise dos Dados ALOS/PALSAR (modo de imageamento FBD) para Identificação dos Tipos de Cobertura da Terra na Região Norte do Estado do Mato Grosso**. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) — INPE, São José dos Campos, SP, 2009.

REMOTE SENSING SYSTEMS. Janeiro 2009. QuikScat data are produced by Remote Sensing Systems and sponsored by the NASA Ocean Vector Winds Science Team. Acesso em dezembro 2009. Disponível em: [www.remss.com](http://www.remss.com).

ROSENQVIST, A.; SHIMADA, M.; ITO, N.; WATANABE, M. ALOS PALSAR: A pathfinder mission for global-scale monitoring of the environment. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 45, n. 11, p. 3307–3316, 2007.

SHENSA, M. The discrete wavelet transform: wedding the *à trous* and Mallat algorithms. **IEEE Transactions on Signal Processing**, v. 40, n. 10, p. 2464–2482, 1992.

SILVA, B. B. da; ALVES, J. J. A.; CAVALCANTI, E. P.; DANTAS, R. T. Potencial eólico na direção predominante do vento no Nordeste Brasileiro. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 6, n. 3, p. 431–439, 2002.

SOLBERG, A. H. S.; BREKKE, C.; HUSØY, P. O. Oil spill detection in RADARSAT and ENVISAT SAR images. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 45, n. 03, p. 746–755, 2007.

SOLER, L. S. **Deteção de Manchas de Óleo na Superfície do Mar por Meio de Técnicas de Classificação Textural de Imagens de Radar de Imagens de Abertura Sintética RADARSAT-1**. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) — INPE, São José dos Campos, SP, Dezembro 2002.

SOUZA, R. B. Introdução à oceanografia por satélites: Introdução ao uso de satélites oceanográficos. In: **Oceanografia por Satélites**. São Paulo, SP: Oficina de Textos, 2005. p. 15.

STOFFELEN, A.; ANDERSON, D. Scatterometer data interpretation: measurement space and inversion. **Journal of Atmospheric and Oceanic Technology**, v. 14, p. 1298–1313, 1997.

STRANG, G.; NGUYEN, T. **Wavelets and Filter Banks**. 2ª edição. Wellesley, Massachusetts: Wellesley College, 1996. 520 p.

TABOSA, W. F. **Monitoramento Costeiro das Praias de São Bento do Norte e Caiçara do Norte - RN: Implicações para o Pólo Petrolífero de Guamaré**. Dissertação (Mestrado em Geodinâmica e Geofísica) — Universidade Federal do Rio Grande do Norte, RN, Brasil, 2002.

TABOSA, W. F. **Morfologia e Sedimentologia da Plataforma Continental Brasileira Adjacente a São Bento do Norte e Caiçara do Norte - RN/NE-BRASIL**. Tese (Doutorado em Geodinâmica e Geofísica) — Universidade Federal do Rio Grande do Norte, RN, Brasil, 2006.

- TESSENDORF, J. Simulating ocean water. In: **Proceedings of Simulating Nature: Realistic and Interactive Techniques**. Los Angeles, CA, USA: SIGGRAPH, notas de aula, 2001. p. 1–19.
- THOMPSON, D. R.; ELFOUHAILY, T. M.; CHAPRON, B. Polarization ratio for microwave backscattering from the ocean surface at low to moderate incidence angles. In: **Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '98**. Seattle, WA, USA: IEEE, 1998. v. 3, p. 1671–1673.
- VACHON, P. W.; DOBSON, F. Validation of wind vector retrieval from ERS-1 SAR images over the ocean. **The Global Atmosphere and Ocean System**, v. 5, p. 177–187, 1996.
- WACKERMAN, C. C.; RUFENACH, C. L.; SHUCHMAN, R. A.; JOHANNESSEN, J. A.; DAVIDSON, K. L. Wind vector retrieval using ERS-1 synthetic aperture radar imagery. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 34, n. 6, p. 1343–1352, 1996.
- WANG, L.; HE, D.-C. A new statistical approach for texture analysis. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 56, n. 1, p. 61–66, 1990.
- YUEH, S. H.; DINARDO, S. J.; FORE, A. G.; LI, F. K. Passive and active L-band microwave observations and modeling of ocean surface winds. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 48, n. 8, p. 3087–3100, 2010.
- ZECCHETTO, S.; DE BIASIO, F. On shape, orientation, and structure of atmospheric cells inside wind rolls in two SAR images. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 40, n. 10, p. 2257–2262, 2002.
- ZECCHETTO, S.; DE BIASIO, F. A wavelet-based technique for sea wind extraction from SAR images. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 46, n. 10, p. 2983–2989, 2008.
- ZOU, Q.; HE, Y.; PIRRIE, W.; VACHON, P. W. Wind-Vector estimation for RADARSAT-1 SAR images: Validation of wind-direction estimates based upon geometry diversity. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 4, n. 1, p. 176–180, 2007.

## APÊNDICE A

### *Modelos da banda C*

#### A.1 Coeficientes do Modelo CMOD4

Tabela 19 – Tabela dos coeficientes do modelo CMOD4.

	c	Valor		c	Valor		c	Valor
$\alpha$	$c_1$	-2,301523	$\beta$	$c_7$	-1,015244	$b_2$	$c_{13}$	0,004023
	$c_2$	-1,632686		$c_8$	0,342175		$c_{14}$	0,148810
	$c_3$	0,761210		$c_9$	-0,500786		$c_{15}$	0,089286
$\gamma$	$c_4$	1,156619	$b_1$	$c_{10}$	0,014430	$b_3$	$c_{16}$	-0,006667
	$c_5$	0,595955		$c_{11}$	0,002484		$c_{17}$	3,000000
	$c_6$	-0,293819		$c_{12}$	0,074450		$c_{18}$	-10,000000

Tabela 20 – Fator residual para CMOD4.

$\theta^\circ$	$b_r$	$\theta^\circ$	$b_r$	$\theta^\circ$	$b_r$	$\theta^\circ$	$b_r$	$\theta^\circ$	$b_r$
16	1,075	25	0,979	34	0,937	43	1,033	52	1,016
17	1,075	26	0,96	35	0,944	44	1,042	53	1,002
18	1,075	27	0,958	36	0,955	45	1,050	54	0,989
19	1,072	28	0,949	37	0,967	46	1,054	55	0,965
20	1,069	29	0,941	38	0,978	47	1,053	56	0,941
21	1,066	30	0,934	39	0,988	48	1,052	57	0,929
22	1,056	31	0,927	40	0,988	49	1,047	58	0,929
23	1,030	32	0,923	41	1,009	50	1,038	59	0,929
24	1,004	33	0,930	42	1,021	51	1,028	60	0,929

## A.2 Os coeficientes do modelo CMOD-IFR2

Tabela 21 – Os coeficientes do modelo CMOD-IFR2.

	c	Valor	c	Valor	c	Valor	
$\alpha$	$c_1$	-2,435797	$c_{10}$	0,086350	$c_{19}$	0,015958	
	$c_2$	-1,567031	$c_{11}$	0,055100	$c_{20}$	-0,069514	
	$c_3$	0,370824	$c_{12}$	-0,058450	$c_{21}$	-0,062945	
	$c_4$	-0,040590	$c_{13}$	-0,096100	$c_{22}$	0,035538	
$\beta$	$c_5$	0,404678	$b_2$	$c_{14}$	0,412754	$c_{23}$	0,023049
	$c_6$	0,188397	$c_{15}$	0,121785	$c_{24}$	0,074654	
	$c_7$	-0,027262	$c_{16}$	-0,024333	$c_{25}$	-0,014713	
$b_1$	$c_8$	0,064650	$c_{17}$	0,072163			
	$c_9$	0,054500	$c_{18}$	-0,062954			

## A.3 Os coeficientes do modelo CMOD5

Tabela 22 – Os coeficientes do modelo CMOD5.

	c	Valor	c	Valor	c	Valor	c	Valor	
$a_0$	$c_1$	-0,688	$c_8$	0,0162	$c_{15}$	0,007	$c_{22}$	-3,44	
	$c_2$	-0,793	$\gamma$	$c_9$	6,34	$c_{16}$	0,33	$c_{23}$	1,36
	$c_3$	0,388	$c_{10}$	2,57	$c_{17}$	0,012	$d_1$	$c_{24}$	5,35
	$c_4$	-0,173	$c_{11}$	-2,18	$c_{18}$	22,0	$c_{25}$	1,99	
$a_1$	$c_5$	0,0	$s_0$	$c_{12}$	0,4	$y_0$	$c_{19}$	1,95	
	$c_6$	0,004	$c_{13}$	-0,6	$c_{20}$	3,0	$d_2$	$c_{27}$	3,80
$a_2$	$c_7$	0,111	$b_1$	$c_{14}$	0,045	$v_0$	$c_{21}$	8,39	
							$c_{28}$	1,53	

## APÊNDICE B

---

### *Pseudocódigos*

#### **B.1 Algoritmo análise de textura**

---



---

**Algoritmo B.1** Pseudocódigo do algoritmo análise de textura.

---

Inicializar variáveis  
 Leitura da Imagem  
 Redimensionamento 4096 para 512  
**para todo**  $i = 1$ : número de sub-cenas da imagem **fazer**  
    $img \leftarrow subcena_i$   
   calculando os coeficientes Gabor  
    $wav \leftarrow Gabor(img)$   
    $LPI \leftarrow (DD(wav) - GS(wav))/100$   
   **se**  $LPI < 0,1$  **então**  
     **retornar** próxima sub-cena  
**senão**  
   **para todo**  $j = 0 : 1 : 179$  **fazer**  
      $wavrot \leftarrow rotacionar_j(wav)$   
     calcula a matriz de co-ocorrência de níveis de cinza  
      $matrix \leftarrow (wavrot)$   
      $[E_j H_j C_j R_j] \leftarrow atributos(matrix)$   
   **fim para**  
    $C = \min(C_j); H = \max(H_j); E = \max(E_j); R = \max(R_j);$   
   determina a direção dos padrões  
    $gamma \leftarrow decisao(E, H, C, R);$   
**fim se**  
**fim para**  
 Saída  
 Imagem de direções

---



---

## B.2 Algoritmo baseado em transformadas

---

---

**Algoritmo B.2** Pseudocódigo do algoritmo baseado em transformadas.

---

Leitura da Imagem SAR  
 $img \leftarrow ler(imagem)$   
Aplica a transformada (*à trous* ou Gabor ou Chapéu Mexicano)  
 $wav \leftarrow transformada(img)$   
Divide a imagem de detalhes em sub-cenas  
**para todo**  $i = 1$ : número de sub-cenas da imagem **fazer**  
    aplica a transformada rápida de Fourier  
     $res_i \leftarrow fft(wav_i)$   
    estimação da direção para a sub-cena  
     $dir_i \leftarrow picosEspectrais(res_i)$   
**fim para**  
Saída  
Imagem de direções

---

---

## B.3 Algoritmo wavelet Gabor

---

---

**Algoritmo B.3** Pseudocódigo do algoritmo da *wavelet* Gabor.

---

Leitura da Imagem  
 $img \leftarrow ler(imagem)$   
**para todo**  $i = 0 : 10 : 170$  **fazer**  
    convolução da imagem com a função de base Gabor em cada direção  
     $Res_i \leftarrow img * gabor_i$   
**fim para**  
Comparando as magnitudes  
 $imgMax = maximo(Res_0, Res_{10}, Res_{20}, \dots, Res_{170});$   
Determinando a imagem de detalhes (coeficientes *wavelets* Gabor)  
 $CM = img - imgMax$

---