

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

Abordagem Wavelet para Detecção de Cantos em Formas

Iális Cavalcante de Paula Júnior

Orientadora

Prof^ª Dra. Fátima Nelsizeuma Sombra de Medeiros

FORTALEZA – CEARÁ
MARÇO 2007



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA

Abordagem Wavelet para Detecção de Cantos em Formas

Autor

Iális Cavalcante de Paula Júnior

Orientadora

Prof^ª Dra. Fátima Nelsizeuma Sombra de Medeiros

Dissertação de Mestrado apresentada à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática da Universidade Federal do Ceará como parte dos requisitos para obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Teleinformática.

FORTALEZA – CEARÁ

MARÇO 2007

P347a

Paula Júnior, Iális Cavalcante de

Abordagem wavelet para detecção de cantos em formas / Iális Cavalcante de Paula Júnior

147 f., il.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal do Ceará. Departamento de Engenharia de Teleinformática, Fortaleza, 2007.

Orientadora: Dra. Fátima Nelsizeuma Sombra de Medeiros

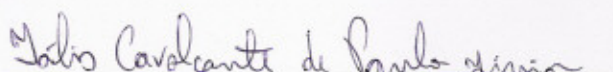
1. Teleinformática. 2. Processamento de Imagens. I. Título

CDD 621.38

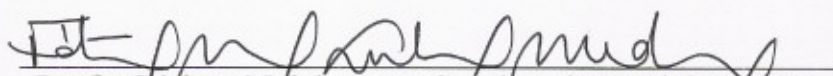
IÁLIS CAVALCANTE DE PAULA JÚNIOR

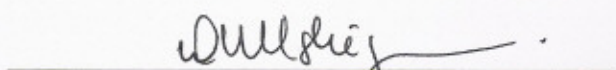
Abordagem Wavelet para Detecção de Cantos em Formas

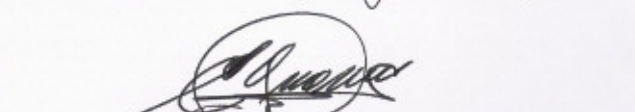
Esta Dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Teleinformática e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática da Universidade Federal do Ceará.

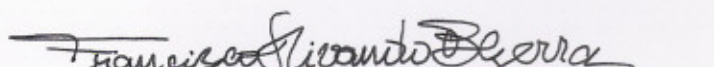

Iális Cavalcante de Paula Júnior

Banca Examinadora:


Profa. Fátima Nelsizeuma Sombra de Medeiros, Dra.


Profa. Daniela Mayumi Ushizima, Dra.


Prof. Elvio César Giraud, Dr.


Prof. Francisco Nivando Bezerra, Dr.

Fortaleza, 26 de março de 2007.

Dedico este trabalho à minha família.

Agradecimentos

Agradeço a Deus, pela força que tem me dado a cada dia que amanhece e por estar vivo, saudável e feliz para seguir no caminho do bem.

À minha mãe e meus irmãos, por sempre estarem ao meu lado e apresentarem para mim o verdadeiro sentimento de amor e amizade que se deve ter com as pessoas.

Ao meu primo Edílson Gervásio, pelo acolhimento e apoio nesta nova etapa de minha vida.

Aos meus amigos de sempre, em especial a Ricardo Magno e Silvia Tereza, por se fazerem presentes, multiplicando as alegrias, compartilhando comigo os sofrimentos e ajudando no meu amadurecimento.

À minha orientadora Profa. Fátima Sombra, pelo acompanhamento, atenção e dedicação no decorrer deste trabalho.

Agradeço também à CAPES pelo suporte financeiro ao estudo realizado.

Aos membros do Grupo de Processamento de Imagens (em ordem alfabética: Carlos Igor, Charles Iury, Cornélia Janayna, Darby de Albuquerque, Eduardo Carvalho, Geraldo Ramalho, Gilson Gonçalves, Karinne Saraiva, Rodrigo Costa e Tércio Araújo) pelo bom convívio e amizade adquirida por todo este tempo.

Lembrando ainda dos membros do Grupo de Informação Quântica (Cláudio, Daniel, David, Fábio, George, João Batista, Paulo e Rubens) pela amizade e auxílio em momentos do meu estudo em Fortaleza.

E por fim, agradeço a meu pai, onde quer que esteja, pela presença constante em meu coração e em minha vida.

Resumo

A análise de formas representa um papel importante em aplicações de visão computacional e processamento de imagens, e a representação da forma é o primeiro passo para esta análise. Esta presente dissertação discute e aborda um conjunto de técnicas disponíveis na literatura para a geração de uma representação adequada de formas baseada em cantos. A abordagem proposta provê uma decomposição *wavelet* não-decimada do contorno representado pelo sinal de angulação e curvatura a fim de representar uma forma por seus pontos mais relevantes sem requerer intervenção do usuário. A metodologia adotada apresenta resultados promissores, faz uso de ferramentas disponíveis na literatura e elimina características redundantes da forma com o intuito de alcançar uma representação que mantenha uma reconstrução adequada da forma original. Uma nova medida de avaliação, sob o aspecto do erro obtido na reconstrução, também é apresentada de modo a confirmar que o algoritmo proposto realiza com sucesso a sua meta e supera os detectores de cantos utilizados para testes e comparações.

Abstract

Shape analysis plays an important role in computer vision and image processing applications and shape representation is the first step towards it. The current dissertation discusses a set of techniques available in the literature in order to generate an adequate shape representation based on corners. The proposed approach provides a non-decimated wavelet decomposition of the represented contour by curvature and angulation signals in order to represent the shape using the most relevant contour points without requiring any user intervention. The adopted methodology presents promising results and it uses a set of tools, with little highlight in the literature, and it eliminates the redundant shape features in order to accomplish the suitable representation of the original shape. A novel evaluation measure, concerning the reconstruction error, is also presented to confirm that the proposed algorithm achieves its goal and outperforms other corner detectors used for tests and comparison.

Sumário

Lista de Figuras	xiii
Lista de Tabelas	xv
1 Introdução	1
1.1 Objetivos do Trabalho	4
1.2 Organização da Dissertação	5
2 O Problema da Representação de Formas por Cantos	6
2.1 Definição de Canto	6
2.2 Extração do Sinal de Contorno	7
2.3 Revisão Bibliográfica	9
2.4 Considerações Finais	13
3 Fundamentos de Transformada Wavelet	14
3.1 Transformada Wavelet Decimada e Não-Decimada	17
3.2 Transformada Wavelet Chapéu Mexicano	19
3.3 Transformada Wavelet à Trous	20
3.4 Considerações Finais	22
4 Metodologia Adotada	23
4.1 Visão geral do Método	24
4.2 Métodos para Representação do Sinal do Contorno	28
4.2.1 Sinal de Angulação	28
4.2.2 Sinal de Curvatura	28
4.3 Decomposição do Sinal	30
4.4 Técnicas de Seleção de Cantos	32
4.4.1 Correlação das Escalas	32
4.4.2 Cruzamento de Zeros	35
4.5 Considerações Finais	36
5 Reconstrução da Forma e Medidas de Avaliação dos Resultados	37
5.1 Métodos de Reconstrução da Forma	37

5.1.1	Interpolação Linear	38
5.1.2	Interpolação Spline	38
5.2	Medidas de Avaliação	41
5.2.1	Erro Quadrático Integral	42
5.2.2	Erro Quadrático Médio	42
5.2.3	Proporção de Compactação	43
5.2.4	Figuras de Mérito	44
5.3	Resultados	45
5.3.1	Avaliação de Desempenho das Abordagens Propostas	46
5.3.2	Análise Comparativa da Abordagem Proposta com Métodos Disponíveis na Literatura	54
5.4	Considerações Finais	62
6	Conclusões	63
6.1	Contribuições	63
6.2	Perspectivas de Trabalhos Futuros	64
	Apêndice A Técnicas de Processamento Digital de Imagens Utilizadas	65
A.1	Código da Cadeia	65
A.2	Cálculo da Curvatura pela Transformada de Fourier	66
	Apêndice B Resultados Adicionais de Simulação	69
B.1	Abordagem I	69
B.2	Abordagem II	76
B.3	Abordagem III	82
B.4	Abordagem IV	93
B.5	Abordagem V	100
B.6	Análise Comparativa dos Métodos pela Reconstrução da Forma	106
B.7	Outros Resultados a partir da Análise Comparativa	113
	Apêndice C Análise de Similaridade de Formas	121
C.1	Representação do Contorno	121
C.2	Detecção de Vértices	121
C.3	Correspondência de Vértices	122
C.4	Orientação Ótima	123
C.5	Cálculo da Similaridade	123
C.6	Resultados da Similaridade	124
	Referências Bibliográficas	129

Lista de Figuras

1.1	(a) Forma original; (b) representação por fronteira; (c) representação por região.	3
2.1	Efeito da discretização da imagem.	8
2.2	Efeito da quantização da imagem.	9
3.1	Representação das transformadas de Fourier das funções janela de tempo no domínio da frequência em um filtro passa-banda.	15
3.2	Exemplo do processo de dilatação.	16
3.3	Exemplo do processo de translação.	16
3.4	Exemplo de decomposição <i>wavelet</i> (a) decimada e (b) não-decimada em uma imagem obtida em (STARCK; MURTAGH; BLJAOU, 1998).	18
3.5	Chapéu Mexicano em quatro escalas.	20
3.6	Exemplo de filtros passa-baixa: (a) função triangular e (b) função <i>b-spline</i>	21
4.1	Metodologia proposta para detecção de cantos.	23
4.2	Fases da metodologia - Visão geral.	24
4.3	Diagrama de blocos da Abordagem I.	25
4.4	Diagrama de blocos da Abordagem V.	27
4.5	Exemplo de aplicação da função de orientação.	29
4.6	Exemplo de aplicação da função de curvatura.	30
4.7	Exemplo de aplicação da função de curvatura.	31
4.8	Decomposição de um sinal em cinco escalas consecutivas utilizando a transformada <i>wavelet</i> Chapéu Mexicano a partir do sinal de angulação ($\varphi(t)$) da forma Tubarão presente na Figura 4.5(a). $W_1(t)$, $W_2(t)$, $W_3(t)$ e $W_4(t)$ representam os coeficientes de detalhes obtidos a partir do sinal original no primeiro, segundo, terceiro e quarto níveis de decomposição, respectivamente.	33
4.9	Exemplo de aplicação da correlação entre escalas. $W_1(t)$ e $W_2(t)$ representam os coeficientes de detalhes obtidos a partir do sinal original no primeiro e segundo níveis de decomposição, respectivamente.	34

4.10	Exemplo de aplicação do cruzamento de zeros. $W_1(t)$ e $W_2(t)$ representam os coeficientes de detalhe obtidos a partir do sinal original no primeiro e segundo nível de decomposição respectivamente.	35
5.1	Formação de uma curva através de (a) aproximação e (b) interpolação.	38
5.2	Exemplo de uma interpolação linear. Forma original em azul e a reconstruída em preto. Pontos vermelhos indicam os cantos.	39
5.3	Exemplo de uma interpolação por <i>spline</i> . Pontos vermelhos caracterizam os nós.	39
5.4	Exemplo de aplicação do algoritmo de reconstrução proposto. Inicialmente, (a) todos os pontos de controle são considerados pontos de parada. Neste conjunto são alterados os status de alguns destes para ponto intermediário, podendo causar (b) uma diminuição ou (c) crescimento na taxa de erro. No momento que esta taxa aumenta (d) o ponto de controle volta a ser ponto de parada até encontrar finalmente a menor taxa de erro entre as demais situações.	41
5.5	Exemplos de formas de teste e seus respectivos números de pontos de contorno: (a) Chave - 265 pontos, (b) Marca - 438 pontos, (c) Teste - 731 pontos, (d) Pássaro - 368 pontos, (e) Tartaruga - 1825 pontos e (f) Menino - 1570 pontos.	45
5.6	Forma Menino : (a) solução de referência, (b) Lee <i>et al.</i> , (c) Marji e Siy e (d) detecção com método proposto.	60
5.7	Forma Marca : (a) solução de referência, (b) Lee <i>et al.</i> , (c) Marji e Siy e (d) detecção com método proposto.	61
A.1	Código da cadeia. Figura baseada em (GONZALEZ; WOODS, 2002). . .	65
A.2	Exemplo de um contorno representado pelo código da cadeia. Figura baseada em (GONZALEZ; WOODS, 2002).	66
B.1	Diagrama de blocos da Abordagem I.	70
B.2	Resultado da Abordagem I para a forma Chave . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	71
B.3	Resultado da Abordagem I para a forma Marca . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	72
B.4	Resultado da Abordagem I para a forma Teste . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	73

B.5	Resultado da Abordagem I para a forma Pássaro . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	74
B.6	Resultado da Abordagem I para a forma Tartaruga . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	74
B.7	Resultado da Abordagem I para a forma Menino . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	75
B.8	Diagrama de blocos da Abordagem II.	76
B.9	Resultado da Abordagem II para a forma Chave . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	77
B.10	Resultado da Abordagem II para a forma Marca . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	78
B.11	Resultado da Abordagem II para a forma Teste . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	79
B.12	Resultado da Abordagem II para a forma Pássaro . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	80
B.13	Resultado da Abordagem II para a forma Tartaruga . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	80

B.14	Resultado da Abordagem II para a forma Menino . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	81
B.15	Diagrama de blocos da Abordagem III.	82
B.16	Resultado da Abordagem III para a forma Chave . Decomposição <i>Wavelet À Trous</i> com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	83
B.17	Resultado da Abordagem III para a forma Marca . Decomposição <i>Wavelet À Trous</i> com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	84
B.18	Resultado da Abordagem III para a forma Pássaro . Decomposição <i>Wavelet À Trous</i> com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	85
B.19	Resultado da Abordagem III para a forma Tartaruga . Decomposição <i>Wavelet À Trous</i> com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	86
B.20	Resultado da Abordagem III para a forma Menino . Decomposição <i>Wavelet À Trous</i> com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	87
B.21	Resultado da Abordagem III para a forma Chave . Decomposição <i>Wavelet À Trous</i> com função <i>b-spline</i> . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	88

B.22	Resultado da Abordagem III para a forma Marca . Decomposição <i>Wavelet À Trous</i> com função <i>b-spline</i> . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	89
B.23	Resultado da Abordagem III para a forma Pássaro . Decomposição <i>Wavelet À Trous</i> com função <i>b-spline</i> . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	90
B.24	Resultado da Abordagem III para a forma Tartaruga . Decomposição <i>Wavelet À Trous</i> com função <i>b-spline</i> . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	91
B.25	Resultado da Abordagem III para a forma Menino . Decomposição <i>Wavelet À Trous</i> com função <i>b-spline</i> . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	92
B.26	Diagrama de blocos da Abordagem IV.	93
B.27	Resultado da Abordagem IV para a forma Chave . Decomposição <i>Wavelet À Trous</i> com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	94
B.28	Resultado da Abordagem IV para a forma Marca . Decomposição <i>Wavelet À Trous</i> com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	95
B.29	Resultado da Abordagem IV para a forma Teste . Decomposição <i>Wavelet À Trous</i> com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	96
B.30	Resultado da Abordagem IV para a forma Pássaro . Decomposição <i>Wavelet À Trous</i> com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	97

B.31	Resultado da Abordagem IV para a forma Tartaruga . Decomposição <i>Wavelet À Trous</i> com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	98
B.32	Resultado da Abordagem IV para a forma Menino . Decomposição <i>Wavelet À Trous</i> com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	99
B.33	Diagrama de blocos da Abordagem V.	100
B.34	Resultado da Abordagem V para a forma Chave . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	101
B.35	Resultado da Abordagem V para a forma Marca . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	102
B.36	Resultado da Abordagem V para a forma Teste . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	103
B.37	Resultado da Abordagem V para a forma Pássaro . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	104
B.38	Resultado da Abordagem V para a forma Tartaruga . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	104
B.39	Resultado da Abordagem V para a forma Menino . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	105

B.40	Resultados de comparação referentes à forma Chave . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	107
B.41	Resultados de comparação referentes à forma Marca . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	108
B.42	Resultados de comparação referentes à forma Teste . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	109
B.43	Resultados de comparação referentes à forma Pássaro . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	110
B.44	Resultados de comparação referentes à forma Tartaruga . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	111
B.45	Resultados de comparação referentes à forma Menino . A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).	112
C.1	Contorno da forma Chave (a) original e (b) após a reconstrução. . .	122
C.2	Contorno da forma Marca (a) original e (b) após a reconstrução. . .	122
C.3	Orientação ótima resultante para os contornos das Figuras C.1 e C.2, respectivamente (a) e (b).	123

Lista de Tabelas

5.1	Resultados para a forma Chave (265 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	48
5.2	Resultados para a forma Marca (438 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	49
5.3	Resultados para a forma Teste (731 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	50
5.4	Resultados para a forma Pássaro (368 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	51
5.5	Resultados para a forma Tartaruga (1825 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	52
5.6	Resultados para a forma Menino (1570 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	53
5.7	Resultados para a forma Chave (265 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	56
5.8	Resultados para a forma Marca (438 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	56
5.9	Resultados para a forma Teste (731 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	57
5.10	Resultados para a forma Pássaro (368 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	57
5.11	Resultados para a forma Tartaruga (1825 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	58
5.12	Resultados para a forma Menino (1570 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	59
B.1	Resultados para a forma HumanoD (1093 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	113
B.2	Resultados para a forma Pajaro (375 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	114
B.3	Resultados para a forma Folha (1108 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	114
B.4	Resultados para a forma HumanoA (1095 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	115

B.5	Resultados para a forma Coelho (689 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	116
B.6	Resultados para a forma Circulo (315 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	116
B.7	Resultados para a forma Camelo (1112 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	117
B.8	Resultados para a forma Burro (711 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	117
B.9	Resultados para a forma Gato (598 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	118
B.10	Resultados para a forma Passaro (637 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	119
B.11	Resultados para a forma Poligono (767 pontos no contorno) utilizando reconstrução <i>spline</i>	120
C.1	Resultados do cálculo de similaridade baseado no método de Bernier e Landry entre as formas obtidas com os contornos original e reconstruído de cada forma.	124

Introdução

O trabalho descrito nesta dissertação está inserido na área de visão computacional e utiliza técnicas de processamento de imagens na análise de formas. Aplicações de técnicas de visão computacional podem ser destacadas nas áreas da biologia, medicina e indústria (COSTA et al., 2004; NGAN et al., 2005).

Uma técnica que obtém um conjunto de características capaz de definir uma forma de tal maneira que permita reconstruí-la através destas mesmas características é definida como uma representação de forma (COSTA; CESAR, 2001). Um método de representação de formas tem como propósito geral tornar o reconhecimento de um possível objeto de maneira precisa e confiável. Portanto, tal representação deve necessariamente satisfazer um certo número de critérios, sendo alguns deles descritos a seguir.

Invariância: se duas curvas têm a mesma forma, ambas devem ter a mesma representação;

Unicidade: se duas curvas diferem na forma, elas devem ter diferentes representações;

Estabilidade: se duas curvas possuem pequena diferença na forma, suas representações apresentam uma pequena diferença, e se duas representações têm uma pequena diferença, as curvas que elas representam têm uma pequena diferença na forma.

A importância do critério de invariância deve-se ao fato da garantia de que todas as curvas com a mesma forma terão a mesma representação. Portanto, será possível

concluir que as duas curvas terão diferentes formas ao observar que as mesmas possuem diferentes representações (MOKHTARIAN; MACKWORTH, 1992). Sem o critério de invariância, duas curvas com a mesma forma podem ser representadas diferentemente.

O critério de unicidade é importante desde que duas curvas com diferentes formas tenham diferentes representações. Será possível concluir que duas curvas descrevem a mesma forma ao observar que elas possuem a mesma representação. Sem o critério de unicidade, duas curvas com formas diferentes podem ser igualmente representadas.

O critério de estabilidade garante que uma pequena mudança na forma de uma curva não causará uma grande alteração na sua representação, e uma pequena diferença entre duas representações não indica uma grande diferença na forma entre as curvas que elas representam. Como resultado, quando duas representações são próximas, as curvas que elas representam são próximas na forma, e quando duas representações não são próximas, as curvas que elas representam não são próximas na forma (MOKHTARIAN; MACKWORTH, 1992). Quando este critério é satisfeito, a representação pode ser considerada estável com respeito a ruído.

Deve-se destacar que, quando duas curvas planares são descritas como tendo a mesma forma, existe uma transformação consistindo em escalonamento uniforme, rotação, e translação, que causará a sobreposição de uma curva à outra. Esta representação é muito importante na análise de formas e são várias as abordagens disponíveis na literatura. A alternativa de definir uma forma com base nos seus cantos se mostra interessante ao considerar poucas características desta para sua representação (LEE et al., 1993; ARREBOLA et al., 1999; VINCENT; LAGANIÈRE, 2005; WANG et al., 2005). A partir de uma quantidade reduzida de pontos do contorno presentes na forma pode-se ter um conjunto adequado para defini-la.

Um critério essencial para caracterizar as técnicas de representação e reconstrução da forma envolve sua classificação naquelas baseadas em fronteira ou em região. Técnicas baseadas em fronteira (ou baseadas em contorno) representam a forma por seu contorno, trabalhando em termos de suas características externas (LEE; SUN; CHEN, 1995; ARREBOLA; SANDOVAL, 2005; DE PAULA et al., 2006); enquanto as técnicas baseadas em região tratam a forma em termos de sua respectiva região 2D (NGAN et al., 2005; WANG et al., 2005), compreendendo suas características internas (pixels que compõem a região). Estas representações são

melhor visualizadas na Figura 1.1. Por representar a região de um plano em um sinal unidimensional, os métodos baseados em contorno permitem uma abordagem unidimensional simplificada, enquanto a representação por regiões exige sempre o uso de sinais bidimensionais. Esta diferença também implica que o processamento envolvendo a abordagem baseada no contorno envolve menor custo computacional (COSTA; CESAR, 2001; GONZALEZ; WOODS, 2002).

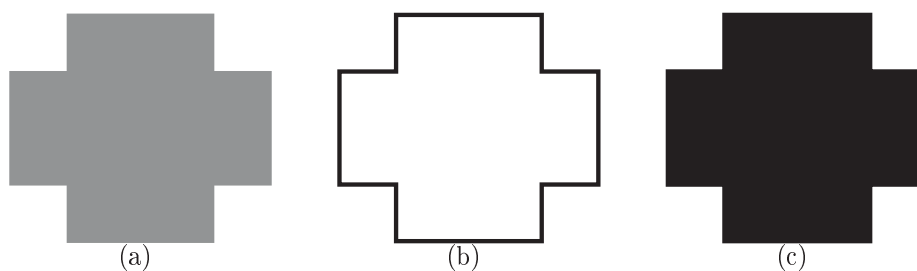


Figura 1.1: (a) Forma original; (b) representação por fronteira; (c) representação por região.

A escolha da representação da forma é parte da tarefa de tornar os dados da imagem adequados ao processamento computacional. Uma outra etapa consiste em descrever a região baseando-se na representação escolhida (COSTA; CESAR, 2001).

Quando as características de forma são o foco principal do processamento, uma representação externa normalmente é escolhida. A representação interna é selecionada, quando o objetivo é conhecer as propriedades do objeto, como cor ou textura. Em ambos os casos, as características definidas para a descrição da forma devem ser afetadas o mínimo possível por variações da mesma, como mudanças de tamanho (escalonamento), rotação e translação (GONZALEZ; WOODS, 2002).

Alguns dos problemas mais importantes envolvendo as técnicas de análise de forma requerem extração de informações sobre objetos no mundo real. Situações em que a informação relevante da forma é extraída, técnicas de descrição ou caracterização da mesma têm de ser aplicadas (descrição e caracterização são utilizadas como sinônimos neste caso). Além disso, situações igualmente importantes, em que técnicas de descrição de forma são fundamentais, surgem em classificação e reconhecimento de formas (MOKHTARIAN; MACKWORTH, 1986; CHEIKH; QUDDUS; GABBOUJ, 2000). Deve-se observar que, freqüentemente, alguns aspectos do objeto são mais importantes que outros, dependendo do objetivo a ser alcançado pelo sistema de análise. Por exemplo, muitos problemas de

reconhecimento de objetos podem ser resolvidos primeiramente detectando alguns pontos dominantes (ou pontos críticos) que normalmente acontecem nas formas, isto é, cantos em figuras poligonais (MARJI; SIY, 2004; VINCENT; LAGANIÈRE, 2005). Logicamente, o tipo de característica que deverá ser detectado é parte de cada problema específico, assim como os objetos envolvidos, apesar de algumas características receberem especial destaque em análise de formas (como a análise por curvatura) (CESAR; COSTA, 1996; COSTA; CESAR, 2001).

1.1 Objetivos do Trabalho

Este trabalho trata da análise de formas, mais especificamente na fase de representação e descrição, apresentando uma abordagem para detecção de cantos, utilizando ferramentas bastante difundidas na área de processamento de imagens. Destaca-se neste trabalho ainda a extração de características baseada em *wavelets* (LEE; SUN; CHEN, 1995; MALLAT, 1998; HUA; LIAO, 2000) para a localização de cantos a partir do contorno de uma forma.

Os objetivos específicos deste trabalho são, portanto:

- ▶ associar diferentes técnicas de representação e decomposição do sinal do contorno e seleção de cantos, com o intuito de propor uma abordagem baseada em *wavelets* e que seja eficiente para representação de formas por seus cantos. Acrescenta-se ainda a apresentação de um método de baixo custo computacional e com poucos parâmetros de entrada, sendo estes ajustados neste trabalho;
- ▶ comprovar a eficácia desta mesma abordagem em relação a outros métodos disponíveis na literatura na representação da forma por seus cantos;
- ▶ com a detecção dos cantos de uma forma, possibilitar a partir daí uma reconstrução desta mesma para aplicar na redução de sua informação. Como foco específico deste trabalho, permitir a obtenção de formas de pacientes através de imagens obtidas no tratamento fisioterapêutico de Reeducação Postural Global (RPG). Estas imagens são tratadas pelo detector proposto para o armazenamento de seus cantos em um banco de dados. A partir deste ponto, permitir então a reconstrução da forma inicial a partir destes mesmos cantos e possibilitar a análise da evolução do paciente no tratamento;

- ▶ propor uma nova medida de avaliação de desempenho para detectores de cantos.

1.2 Organização da Dissertação

Neste primeiro capítulo são apresentados os objetivos do trabalho, assim como as motivações para o estudo e análise de formas, envolvendo métodos de detecção de cantos. No Capítulo 2 é tratado o problema da representação de formas através de cantos. O Capítulo 3 apresenta conceitos fundamentais sobre transformada *wavelet* decimada e não-decimada. A metodologia proposta que relaciona aplicação da transformada *wavelet*, extração do sinal do contorno e método de seleção de cantos é apresentada no Capítulo 4.

Técnicas de reconstrução da forma e medidas de avaliação de métodos de detecção de cantos são discutidas no Capítulo 5. O Capítulo 6 apresenta os comentários finais e as conclusões.

O Apêndice A contém a descrição de técnicas de processamento digital de imagens abordadas no decorrer do texto. No Apêndice B são apresentados os demais resultados obtidos da reconstrução de formas neste trabalho. A apresentação do cálculo de similaridade baseado em um método da literatura e seu resultado com as formas reconstruídas neste trabalho são o destaque do Apêndice C.

Capítulo 2

O Problema da Representação de Formas por Cantos

Os cantos de uma imagem são características importantes no reconhecimento, análise e casamento de formas (CHEIKH; QUDDUS; GABBOUJ, 2000; COSTA; CESAR, 2001; BERNIER; LANDRY, 2003). Isso ocorre porque estes pontos são invariantes à translação, rotação e mudança de escala, ou seja, uma forma tem sempre os mesmos cantos ainda que se aplique sobre ela qualquer uma destas transformações geométricas. Além disso, os cantos contêm a maior parte da informação relevante da imagem. A representação de objetos através de seus cantos reduz de forma considerável o tamanho do vetor de características (GONZALEZ; WOODS, 2002; LEE et al., 1993) que representa o contorno do objeto, enquanto mantém a informação essencial para o reconhecimento do mesmo. Em se tratando de representação de formas por seus cantos, o principal objetivo é manter a definição do contorno da forma com o menor número de pontos e que alcance a melhor representação possível da forma, do ponto de vista do erro de reconstrução ou da maior compactação das informações presentes nesta forma.

2.1 Definição de Canto

Um canto é uma característica da imagem em que a linha (curva) de contorno apresenta variação brusca na direção. Associando este conceito à idéia presente no sinal de curvatura, que calcula a variação da curva do contorno a partir da mudança de direção do mesmo, pode-se ainda considerar um canto como um ponto

de alto valor de amplitude no sinal de curvatura (MOKHTARIAN; MACKWORTH, 1986; COSTA; CESAR, 2001). Isso significa que um canto é descrito como um ponto de alta curvatura do contorno, HCP (*High Curvature Point*).

Uma vantagem do uso de cantos para a representação de uma forma é que eles correspondem à intuição humana em distinguir visualmente os pontos característicos da forma. Por outro lado, os cantos, como pontos característicos ou de interesse, não necessariamente correspondem aos pontos visualmente mais significativos, e portanto pode ser difícil avaliar o desempenho de detectores destes pontos.

Na abordagem proposta, o reconhecimento dos cantos na forma requer a descrição unidimensional do contorno da mesma. A seção seguinte apresenta como é realizada esta etapa neste trabalho.

2.2 Extração do Sinal de Contorno

Após destacar o objeto de interesse de uma imagem do fundo da cena (etapa não abordada nesta dissertação) é realizada a localização do contorno externo da forma. Para tanto, são identificados os pontos do contorno por meio do código de cadeia (ver Seção A.1 do Apêndice A).

Após a obtenção do vetor, que contém as posições dos elementos do contorno, segue-se para a etapa de parametrização do contorno. Neste passo, a curva do contorno é representada pelas funções das posições $x(t)$ e $y(t)$ do contorno e passam a ser orientadas por uma única função P_t (COSTA; CESAR, 2001; MOKHTARIAN; MACKWORTH, 1986) de forma que

$$P_t = (x(t), y(t)) \quad (2.1)$$

em que t corresponde à mesma posição do elemento do vetor nas funções iniciais de posições. Observa-se quando a curva do contorno é fechada, que as funções $x(t)$ e $y(t)$ são periódicas.

Uma vez obtida a função referente ao contorno da forma, observa-se que a mesma não está adequada para o processamento do detector de cantos devido ao surgimento de falsos cantos. Este problema ocorre, porque esta é afetada por um problema presente na discretização da imagem (GONZALEZ; WOODS, 2002) que tem como consequência os efeitos de amostragem e quantização (ver Figura 2.1). A Figura

2.2 destaca o efeito da quantização de imagens em níveis de cinza. Observando a sequência das Figuras 2.2(a) a 2.2(d) observa-se a separação entre o objeto e o fundo da imagem original como consequência da diminuição de níveis de cinza na imagem. Esta mesma imagem se apresenta inicialmente definida por um determinado número de níveis de cinza (Figura 2.2(a)). Ao alcançar a última representação da imagem na fase final de segmentação (com somente dois níveis de cinza identificando o fundo com um valor e o objeto com o outro), por exemplo, obtém-se a imagem da Figura 2.2(d). A cada diminuição da quantidade de níveis de cinza na imagem, vai se desenvolvendo um conjunto quase imperceptível de sulcos muito finos nas áreas de níveis de cinza suaves. Esse efeito, causado pelo uso de um número insuficiente de níveis de cinza nas áreas suaves de uma imagem digital, é denominado falso contorno (GONZALEZ; WOODS, 2002). Este fenômeno é bastante visível em imagens exibidas com 16 (dezesseis) ou menos níveis de cinza igualmente espaçados, como mostrado na Figura 2.2.

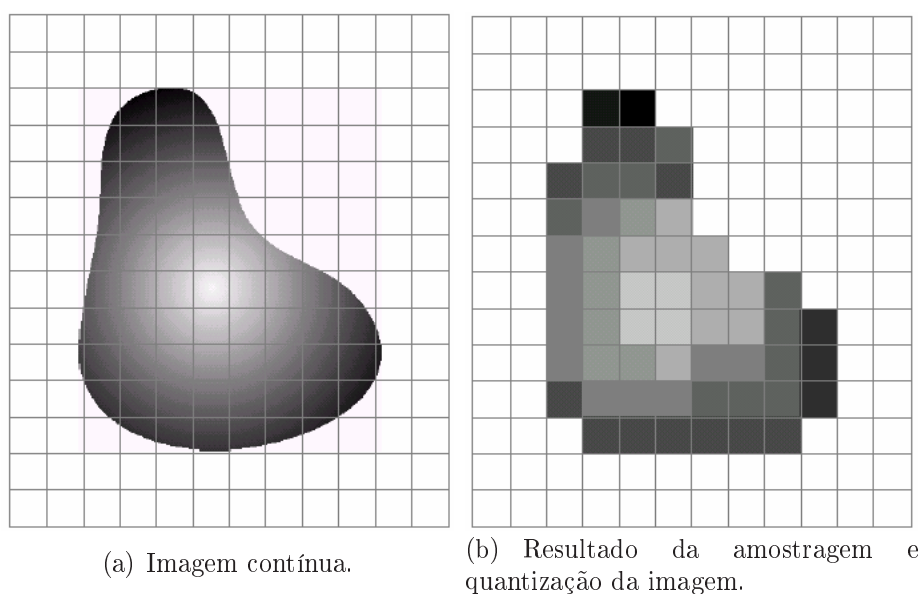
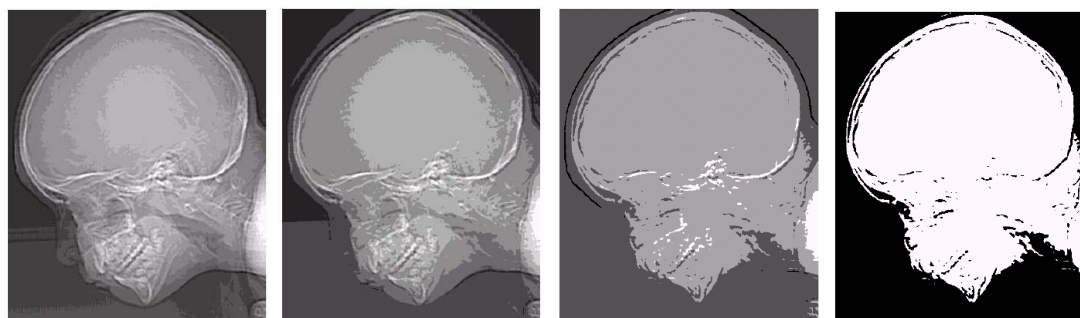


Figura 2.1: Efeito da discretização da imagem.

A eliminação destes efeitos da discretização requer um tratamento do sinal do contorno da forma a fim de evitar falhas na representação da forma. Neste caso, são extraídas as funções de angulação e da curvatura do contorno. Na caracterização da angulação são priorizadas as variações angulares no decorrer do contorno em relação ao centro da forma. A representação do contorno por uma destas funções apresenta-se mais adequada na localização dos cantos e serve de base para a detecção



(a) 16 níveis de cinza (b) 8 níveis de cinza (c) 4 níveis de cinza (d) 2 níveis de cinza

Figura 2.2: Efeito da quantização da imagem.

dos mesmos. Estas duas descrições utilizadas na representação de contorno são detalhadas no Capítulo 4.

2.3 Revisão Bibliográfica

Tem se observado na literatura um número substancial de detectores de cantos (ARREBOLA; SANDOVAL, 2005; SIVIGNON et al., 2005; MOKHTARIAN; SUOMELA, 1998; MOKHTARIAN; MOHANNA, 2006) propostos por pesquisadores da área de visão computacional e processamento de imagens. Estes métodos podem ser divididos em duas classes principais que são aquelas baseadas no contorno ou na intensidade. Métodos baseados no contorno extraem o contorno da imagem para, em seguida, buscar pontos de máxima curvatura ou pontos de inflexão ao longo do contorno trabalhado e identificar os cantos. Métodos baseados na intensidade estimam uma medida que é utilizada para indicar a presença de um canto em uma imagem em nível de cinza (LAGANIÈRE, 1998; VINCENT; LAGANIÈRE, 2005; WANG et al., 2005; SHIH; TSENG, 2005; NGAN et al., 2005). A seguir, são apresentados apenas métodos de detecção de cantos baseados no contorno, porque estes fazem parte da mesma categoria do detector proposto nesse trabalho.

Asada e Brady (ASADA; BRADY, 1986) realizaram a extração de cantos em objetos bidimensionais em curvas de um plano por meio da função de curvatura. A partir desta função era realizada uma filtragem espaço-escala, como em Witkin (WITKIN, 1983), para a formação de ligações dos picos presentes em cada nível de escala. Isto resultou na identificação dos cantos de acordo com modelos representados por estas ligações. Seus resultados mostraram o reconhecimento de cantos em sua maioria presentes apenas nas terminações de retas, desconsiderando cantos presentes em

regiões curvas do contorno da forma. Quddus e Fahmy (QUDDUS; FAHMY, 1999) apresentaram um esquema baseado em *wavelets* para detecção de cantos em curvas de um plano 2D. Foram utilizadas a derivada da função Gaussiana como a função *wavelet* e uma seleção de cantos dependente do uso de limiar. O empirismo presente nos parâmetros de seleção de picos e do desvio-padrão da função *wavelet* inviabiliza a aplicação do método para qualquer forma e obter com isso resultados aceitáveis. Arrebola *et al.* (ARREBOLA *et al.*, 1997) introduziram diferentes detectores de cantos baseados em histogramas locais e circulares (ARREBOLA *et al.*, 1999) do contorno através do código da cadeia. Estes métodos apresentaram melhores resultados em comparação com outros da literatura, mas trabalham de forma empírica a definição dos parâmetros para cada forma testada. A determinação dos parâmetros de entrada de um detector de cantos pode trazer uma localização errada dos pontos de alta curvatura. Um método que já tenha seus valores definidos para todos parâmetros tem a vantagem de realizar uma detecção mais rápida dos cantos e torna mais simples a verificação do seu resultado.

Zhang e Zhao (ZHANG; ZHAO, 1997) consideraram um algoritmo paralelo, com apoio de morfologia matemática, para detecção de pontos em curvas digitais múltiplas. Com a definição de um elemento estruturante em forma de disco encontrou-se apenas os cantos convexos pertencentes a cada forma de teste. Neste método é necessário o conhecimento *a priori* da forma para definição do raio do disco. Ainda aplicando morfologia matemática, o método proposto por Shih *et al.* (SHIH; CHUANG; GADDIPATI, 2005) buscou modificar o trabalho de Laganier (LAGANIERE, 1998) e complementar o anterior de Zhang e Zhao de forma a reconhecer além dos cantos convexos também os côncavos presentes em um objeto. Neste complemento foi realizada a operação de abertura por duas vezes, numa mesma imagem a fim de reconhecer cada um dos tipos de cantos já citados. Esta dupla operação elevou bastante o custo computacional deste trabalho. Gallo *et al.* (GALLO; GIUOCO; ALESSANDRO, 2002) detectaram, localizaram, e classificaram cantos em curvas digitais fechadas em uma estimação correta das regiões de suporte de cada ponto. Os autores calcularam a curvatura multiescala para detectar e localizar cantos. Como um passo seguinte, eles classificaram cantos em sete tipos distintos usando um conjunto de regras, que descreve os cantos de acordo com os padrões semânticos presentes. Pikaz e Dinstein (PIKAZ; DINSTEIN, 1994) propuseram um método baseado em uma decomposição de curvas digitais ruidosas em um número mínimo de segmentos convexos e côncavos. A detecção de cantos inicia com a identificação

das regiões côncavas e convexas presentes no contorno da forma. Para cada região é escolhido e atualizado um ponto qualquer desta cadeia para a localização de um canto a partir da menor distância euclidiana com relação aos limites da região e por um valor de erro, determinado por intervenção do usuário, para evitar falsos cantos. A localização dos cantos, no entanto, resulta em um processamento dispendioso para esse método, já que realiza a busca das seções côncavas e convexas para cada ponto da curva tratada. O baixo custo computacional pode ser decisivo na utilização de um detector de cantos em uma determinada aplicação (como na metrologia, no reconhecimento de peças defeituosas). Métodos que fazem uso de funções *wavelets* apresentam processamento rápido pois trabalham com janelas *wavelets* pequenas e assim possibilitam baixo custo computacional na decomposição de suas escalas.

Trabalhando somente com o código da cadeia e as posições dos cantos, Haron, Shamsuddin e Mohamed (HARON; SHAMSUDDIN; MOHAMED, 2005) buscaram gerar uma nova representação da forma. A detecção realizada com esse método está sujeita à variação do parâmetro de tamanho da cadeia selecionada em cada região do contorno para a localização dos possíveis cantos. Este processo pode ocultar cantos reais ou apresentar falsos cantos. Com o trabalho de Arrebola e Sandoval (ARREBOLA; SANDOVAL, 2005) surge a proposta de uma técnica que processa o contorno do objeto em diferentes resoluções e que permita gerar uma estrutura hierárquica de uma pirâmide de ligações para identificação dos pontos de alta curvatura. Esta pirâmide funciona da mesma maneira que uma estrutura de árvore, de tal forma que existe dependência entre o que acontece com cada folha e seu nó correspondente. Para tanto, isso requer o ajuste em cada forma trabalhada do nível desta pirâmide definida para a recuperação da imagem, com o objetivo de verificar a quantidade de cantos identificados e o erro de reconstrução. Há ainda a abordagem definida a partir da análise do espaço-escala da curvatura (*CSS - Curvature Space-Scale*) (MOKHTARIAN; SUOMELA, 1998; ZHONG; LIAO, 2007; ZHANG et al., 2007) e que também pertence a esta categoria de métodos baseados no contorno. Apesar destes métodos com imagens em níveis de cinza, é realizada em cada técnica a extração da borda dos objetos presentes na imagem; dessa forma o sinal resultante para processamento é o contorno. Aplica-se os conceitos de curvatura e seu aproveitamento em uma abordagem espaço-escala, que se resume à análise da variação dos pontos do contorno através da função de curvatura em cada nível de suavização desta mesma função a partir do uso de uma janela gaussiana. Estes métodos são dependentes da definição do desvio-padrão da função gaussiana para

a correta definição da escala de análise e de demais limiares a serem definidos em cada método para definição da localização de cantos.

O método de Marjy e Siy (MARJI; SIY, 2004) avalia a posição dos cantos em uma imagem, calculando primeiramente as regiões de suporte à direita e à esquerda de cada ponto usando o critério do menor erro. Os pontos finais de cada região de suporte são (tamanho da curva que envolve um determinado ponto) chamados nós e a força de cada nó é definida como sendo o número de vezes que o mesmo é visto como um *endpoint*¹ para os outros pontos do contorno. A força de um nó informa a importância daquele mesmo para os demais pontos do contorno. O algoritmo ainda verifica o comprimento de suporte de um nó como a soma dos comprimentos de suas regiões de suporte à direita e à esquerda. Os nós detectados são ordenados de acordo com sua força, comprimento de suporte e distância ao centróide da forma. Deste grupo ordenado de nós, o algoritmo extrai o melhor subgrupo para representar todo o contorno do objeto (a partir de etapas de classificação e seleção e nós) e oferecer uma melhor maneira de reconstrução do mesmo. Este detector é utilizado no conjunto de algoritmos de teste e comparação utilizados neste trabalho. O método de Marji e Siy é muito interessante pois se apresenta como uma técnica não-paramétrica e ainda propõe uma nova medida de avaliação (assunto discutido no Capítulo 5) para comparação de detectores de cantos.

Observou-se nos trabalhos de Lee *et al.* (LEE *et al.*, 1993) e Lee, Sun e Chen (LEE; SUN; CHEN, 1995) a motivação para a busca de uma abordagem *wavelet* com o intuito de identificar uma representação de cantos mais adequada que as abordagens presentes na literatura. O trabalho de Lee *et al.* utiliza as aplicações de módulo máximo da transformada, definição de modelos de cantos a serem detectados e presença de limiar na seleção dos cantos.

Na abordagem que se propõe neste trabalho, as técnicas aplicadas em (LEE *et al.*, 1993) são substituídas por outros processos que são apresentados no Capítulo 4. A metodologia proposta diferencia-se das demais, porque sugere uma detecção de cantos baseada em *wavelets* que permite a utilização de parâmetros pré-definidos no método final. Com a associação de uma transformada *wavelet* não-decimada a outras técnicas já conhecidas na literatura propõe-se uma abordagem para detecção dos pontos característicos de uma forma a fim de alcançar uma reconstrução da

¹neste método (MARJI; SIY, 2004) um *endpoint* é um ponto limite (à direita ou à esquerda) para o cálculo da força do nó.

mesma de maneira mais adequada que em outros detectores. De modo a confirmar a eficiência deste método, medidas de avaliação de detectores de cantos são aplicadas neste trabalho e ainda há a proposta de uma nova medida que qualifica o detector que oferece alternativa de reconstrução da forma a partir de seus cantos mais próxima à original. Com o objetivo de estruturar uma abordagem *wavelet* para a representação baseada em cantos, é introduzida no próximo capítulo a transformada *wavelet*.

2.4 Considerações Finais

Este capítulo apresenta o problema da representação de formas por cantos, algumas abordagens disponíveis na literatura, além de introduzir o conceito de canto e a definição do sinal do contorno da forma. A metodologia proposta neste trabalho busca superar a geração de falso contorno e, conseqüentemente, a obtenção de uma maior precisão na localização dos cantos em duas representações do contorno da forma.

No capítulo seguinte, são apresentados os fundamentos da transformada *wavelet* aplicados ao método proposto e a forma de decomposição do sinal adotada.

Capítulo 3

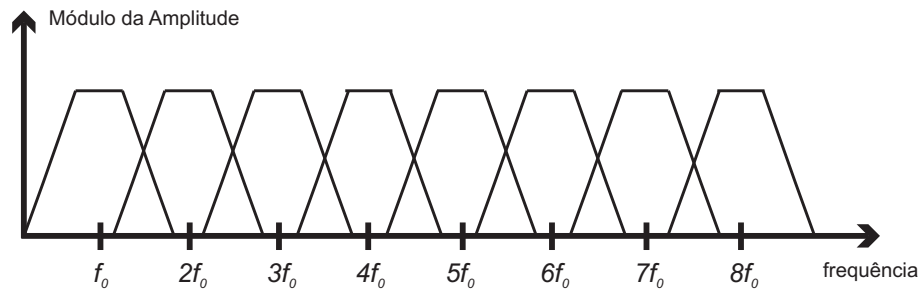
Fundamentos de Transformada Wavelet

A Transformada Wavelet abrange um conjunto de funções de análise espaço/freqüência que tem sido intensamente estudada durante as últimas décadas. Assim como os métodos baseados em Fourier, as *wavelets* são funções matemáticas que decompõem os dados nas suas diferentes componentes de freqüência, e então avalia cada componente com uma resolução correspondente à sua escala. As *wavelets* se diferenciam das funções de Fourier, de tal maneira que fornecem uma representação tempo-freqüência de forma simultânea, o que é de grande auxílio, pois em muitos casos é de interesse conhecer a ocorrência de um componente espectral num determinado instante. Isso quer dizer que as *wavelets* permitem a análise de situações em que o sinal contém descontinuidades e muitos picos, construindo uma análise local do conteúdo de freqüência do sinal (GRAPS, 1995). Eventos que ocorrem em intervalos de tempos distintos, mesmo que bastante remotos, contribuem de maneira global para a transformada de Fourier, afetando a representação como um todo, visto que ela está baseada na integração de toda a função para o cálculo de cada freqüência (TAKEMURA, 2003).

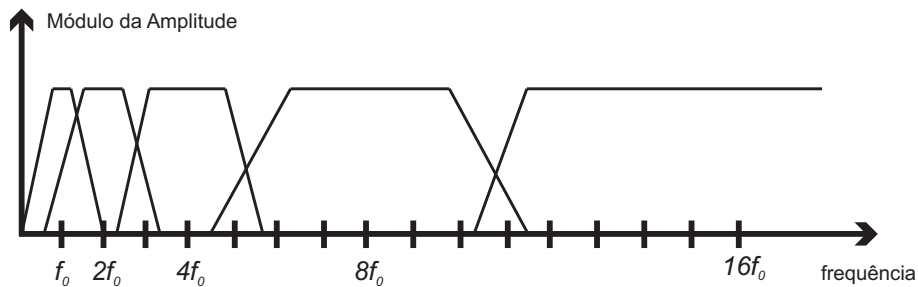
A transformada de Fourier janelada permite uma análise da freqüência do sinal localmente no tempo. Apesar disto, esta transformada utiliza a mesma janela para todas as freqüências, enquanto as transformadas *wavelet* levam em consideração o fato de que altas freqüências ocorrem em curtos intervalos de tempo. Uma das características mais importantes das *wavelets* é a habilidade destas em separar eventos transientes, evitando que modificações locais no sinal afetem toda a

representação (GRAPS, 1995; COSTA; CESAR, 2001).

Como se pode observar na Figura 3.1, a transformada *wavelet* consiste em um tipo de representação tempo-freqüência de um sinal e dispensa o conceito de janela de tempo de tamanho fixo presente na transformada de Fourier janelada (Figura 3.1(a)), para permitir boas resoluções em tempo e freqüência. Esta transformada utiliza um conjunto de funções ortogonais $\varphi_{m,n}(x)$ de janelamento, identificadas como as funções *wavelet*, com larguras variadas como mostra a Figura 3.1(b). Define-se uma função *wavelet* básica, a *wavelet*-mãe ($F_{m,n}(x)$), a partir da qual todas as outras serão derivadas através dos processos de dilatação ou escalonamento e translação (GRAPS, 1995; MALLAT, 1998).



(a) Fourier janelada.



(b) Transformada *wavelet*.

Figura 3.1: Representação das transformadas de Fourier das funções janelada de tempo no domínio da freqüência em um filtro passa-banda.

Com a dilatação das janelas (Figura 3.2), pode-se realizar a partir de um fator m , com $m > 0$, ao operador ϕ_m a expansão (ou compressão) de uma função $f(t)$ deste processo em um domínio m vezes mais longo (ou mais curto)

$$[\phi_m f](t) = \frac{1}{\sqrt{m}} f\left(\frac{t}{m}\right). \quad (3.1)$$

Na translação (Figura 3.3), pode-se realizar a partir de um fator n , ao operador

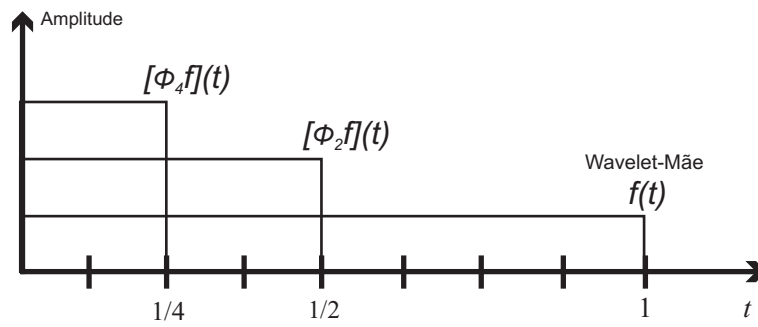


Figura 3.2: Exemplo do processo de dilatação.

ϕ_n o “atraso” de uma função $f(t)$ deste processo no domínio do tempo t

$$[\phi_n f](t) = f(t - n). \quad (3.2)$$

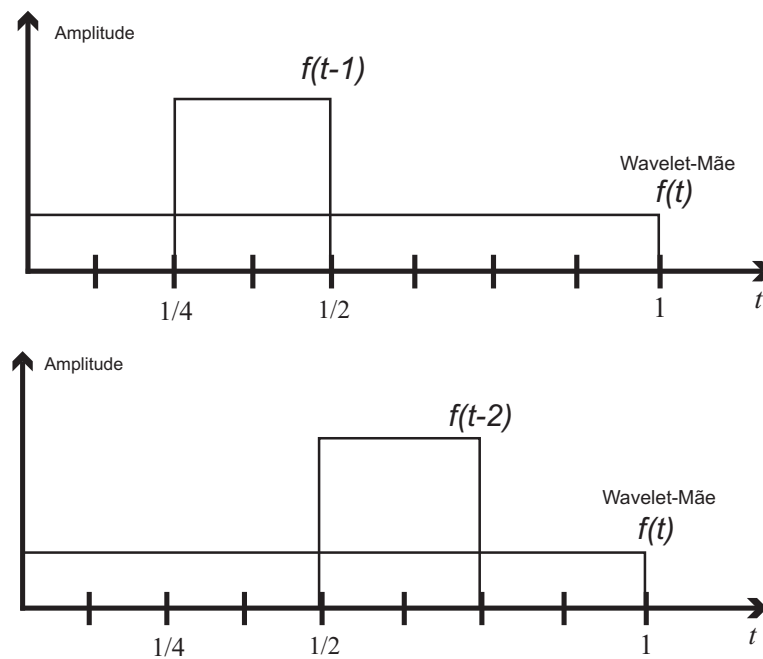


Figura 3.3: Exemplo do processo de translação.

A representação *wavelet* de um sinal $f(t)$ tem como características a unicidade, invariância a transformações geométricas, modificações locais na forma, eficiência e implementação simples (COSTA; CESAR, 2001).

$$f(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} m^{-\frac{1}{2}} F_{\psi}(n, m) \psi\left(\frac{t-n}{m}\right) \frac{(dn)(dm)}{m^2}. \quad (3.3)$$

A unicidade se apresenta no fato de uma transformada *wavelet* possuir uma fórmula inversa (Equação (3.3)). Isto indica que a representação *wavelet* é única e duas formas diferentes apresentam representações distintas.

As transformadas *wavelets* possuem as propriedades de linearidade e covariância, o que permite afirmar que são invariantes a transformações geométricas (TAKEMURA, 2003). No caso da translação, deslocar formas em uma imagem por um vetor $\vec{v} = (x_0, y_0)$ é equivalente a adicionar uma constante complexa $z = x_0 + jy_0$ ao sinal $f(t)$. Esta operação não afeta a representação *wavelet*, como mostra a equação:

$$F[\psi, f(t) + z] = F[\psi, f(t)] + F[\psi, z] = U[\psi, f(t)], \quad z \in C. \quad (3.4)$$

Da mesma forma, ao se definir uma escala homogênea do contorno (mesma variação de amplitude do sinal) por uma constante c , a magnitude e a parametrização de $f(t)$ são afetadas. Neste caso, a representação *wavelet* é covariante à transformação pois

$$F[\psi, c_1 f\left(\frac{t}{c_2}\right)](n, m) = c_1 F[\psi, f(t)]\left(\frac{n}{c_2}, \frac{m}{c_2}\right), \quad c_1, c_2 \in R^+. \quad (3.5)$$

De acordo com as transformações geométricas, a operação de rotação de um objeto por um ângulo θ implica na multiplicação do sinal $f(t)$ por $e^{j\theta}$ e no deslocamento da parametrização por uma constante t_0 . Assim,

$$F[\psi, e^{j\theta} f(t - t_0)](n, m) = e^{j\theta} F[\psi, f(t)](n - t_0, m), \quad t_0 \in C, \theta \in [0, 2\pi). \quad (3.6)$$

Quanto às modificações locais na forma, a representação *wavelet* geralmente é afetada devido à característica de rápido decaimento da maioria das funções de base *wavelets* (MALLAT, 1998). O cálculo da representação *wavelet* envolve convoluções circulares implementadas de maneira simples e computacionalmente eficientes, tanto no domínio do tempo quanto no domínio da frequência.

3.1 Transformada Wavelet Decimada e Não-Decimada

Há uma diferenciação no conjunto de transformadas *wavelet* existentes quanto à sua decomposição, ou seja, existem formas diferentes de definir o novo sinal em

cada nível de decomposição. Neste critério, a representação *wavelet* do sinal pode se apresentar na forma decimada (transformada *wavelet* discreta - *discrete wavelet transform*, DWT) ou não-decimada (conhecida na literatura¹ como *non-decimated wavelet transform*, NDWT).

Na decomposição decimada, o sinal resultante é sempre menor que o sinal original (STOLLNITZ; ROSE; SALESIN, 1995; CASTLEMAN, 1996), ver Figura 3.4(a). Esta transformada requer uma etapa de subamostragem do sinal em cada nível de decomposição, provocando o deslocamento de coeficientes atuais para a formação dos coeficientes da nova escala. Neste caso, uma superposição dos resultados das aproximações, em cada nível de decomposição, forma uma pirâmide.

Uma versão modificada desta transformada *wavelet* discreta é conhecida como transformada *wavelet* não-decimada ou estacionária, a qual não apresenta passo de subamostragem e portanto mantém o mesmo número de coeficientes em cada nível de escala (PAPA; MASCARENHAS; FONSECA, 2005). Na decomposição não-decimada, o sinal resultante é sempre de mesmo tamanho do sinal original (Figura 3.4(b)). Uma superposição dos resultados das aproximações em cada nível de decomposição forma uma pilha.

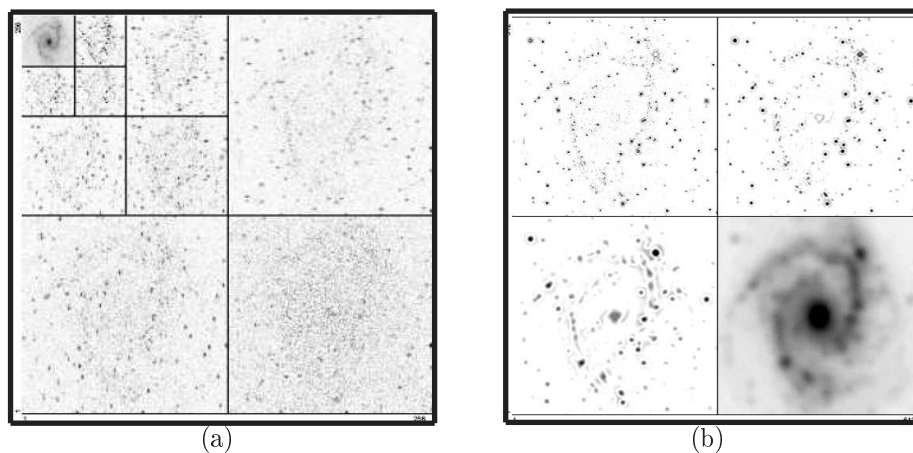


Figura 3.4: Exemplo de decomposição *wavelet* (a) decimada e (b) não-decimada em uma imagem obtida em (STARCK; MURTAGH; BIJAOU, 1998).

Neste trabalho, o uso de transformadas *wavelets* está focado naquelas que

¹a idéia de retirar a subamostragem presente na transformada *wavelet* se mostra tão explícita que desta variante surgiram diversas denominações (FOWLER, 2005): *Stationary wavelet transform*, *Redundant wavelet transform*, *Quasi-continuous wavelet transform*, *Translation invariant wavelet transform*, *Shift invariant wavelet transform*, *Cycle spinning*, *Maximal overlap wavelet transform*, *Undecimated wavelet transform*.

apresentam decomposição não-decimada. Em particular, as transformadas *wavelets* Chapéu Mexicano e à *Trous* foram escolhidas neste projeto de dissertação. A escolha das mesmas resulta no aproveitamento da redundância de informação em cada escala de decomposição. Esta abordagem *wavelet* ainda permite a melhor identificação de informações mais resistentes às sucessivas decomposições e, por isso, mais relevantes (STARCK; MURTAGH; BIJAOU, 1998; STARCK et al., 2006).

3.2 Transformada Wavelet Chapéu Mexicano

A *wavelet* que se apresenta de forma igual à segunda derivada da função Gaussiana é denominada de Chapéu Mexicano. Neste trabalho, utiliza-se a função normalizada (MALLAT, 1998) dada por

$$\psi(t) = \frac{2}{\pi^{1/4}\sqrt{3}\sigma} \left(\frac{t^2}{\sigma^2} - 1 \right) \exp \left(\frac{-t^2}{2\sigma^2} \right). \quad (3.7)$$

em que σ indica o desvio-padrão presente na transformada. Para permitir a execução direta desta transformada no domínio da frequência, (ω) , tem-se a transformada de Fourier de $\psi(t)$ definida como

$$\hat{\psi}(\omega) = \frac{-\sqrt{8}\sigma^{5/2}\pi^{1/4}}{\sqrt{3}} \omega^2 \exp \left(\frac{-\sigma^2\omega^2}{2} \right). \quad (3.8)$$

A transformação consiste na convolução do sinal original do contorno da imagem com a função *wavelet* normalizada. A função $\psi(t)$ é dilatada por um fator de escala s , como é apresentado pela equação

$$\psi_s(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi \left(\frac{t}{s} \right). \quad (3.9)$$

A Figura 3.5 exhibe a função $\psi_s(t)$ para 04 (quatro) escalas consecutivas, ou seja, $s = 1, 2, 3$ e 4 . Observa-se que à medida que a escala aumenta torna-se menor a região da função *wavelet* com valor não-nulo, e ao mesmo tempo algumas localizações do sinal encontram-se com maior valor absoluto de amplitude que em escalas anteriores. Após a convolução, subtrai-se então o sinal original do sinal resultante da decomposição para obter os coeficientes de detalhes referentes à atual escala (CASTLEMAN, 1996; MALLAT, 1998). O valor s da escala é incrementado e novamente é aplicada a convolução da função *wavelet* com o sinal resultante da

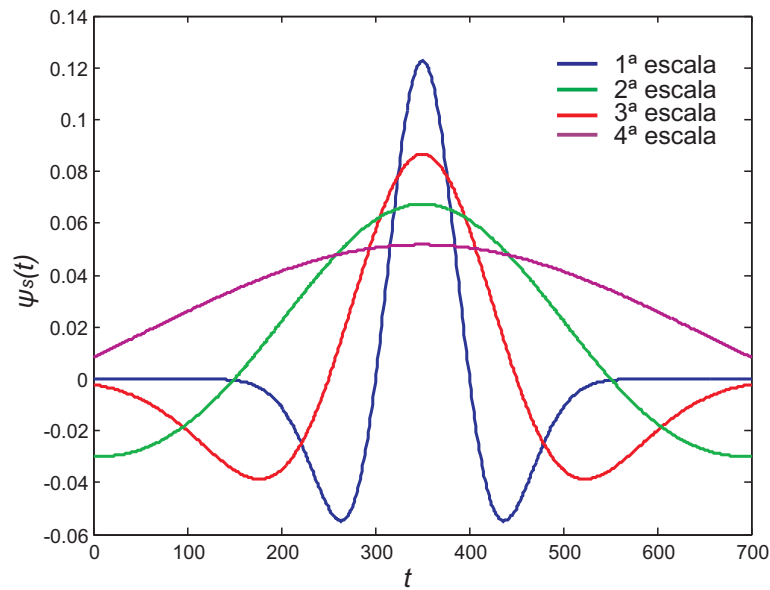


Figura 3.5: Chapéu Mexicano em quatro escalas.

convolução anterior

$$W(s, t) = f(t) * \psi_s(t). \quad (3.10)$$

No trabalho de Mallat (1998) é apresentada a prova de que, no decorrer da decomposição, o valor do sinal decai para zero no instante em que se apresenta regular. Esse decaimento resulta na persistência dos picos nas maiores escalas, referentes à informação relevante do sinal.

3.3 Transformada Wavelet à Trous

A transformada *wavelet à trous* é caracterizada pela decimação do sinal sem subamostragem e somente os filtros são dilatados em cada projeção (MALLAT, 1998; STARCK; MURTAGH; BIJAOU, 1998). Desta forma, cada escala *wavelet* mantém N pontos correspondentes aos N pontos do sinal. Para a escala s , estes pontos correspondem a $(2)^s$ diferentes decomposições obtidas com a transformada decimada utilizando todos os deslocamentos circulares do sinal. Estas decomposições, cada uma composta de $N/2^s$ pontos, são entrelaçadas. Os dados originais, C , amostrados inicialmente correspondem ao nível zero da análise multiescala e são estipulados como $C(0, t)$ na primeira escala (zero) e posição t . Isso pode ser compreendido como um produto escalar da função $f(t)$ com uma função de escalonamento $\phi(t)$

que corresponde a um filtro passa-baixa (ver Figura 3.6), que gera uma máscara suavizante $h(l)$. Para operar na escala seguinte, a função dilatada é intercalada por 2^{s-1} zeros, quando $s \geq 2$ (STARCK; MURTAGH; BIJAOU, 1998). As seqüências consecutivas suavizadas são geradas de acordo com a Equação 3.11.

$$C(s, t) = \sum_l h(l)C(s-1, t+2^{s-1}l). \quad (3.11)$$

A Equação 3.12 destaca que os coeficientes de detalhes são obtidos a partir da diferença entre duas seqüências suavizadas sucessivas (STARCK; MURTAGH; BIJAOU, 1998).

$$W(s+1, t) = C(s+1, t) - C(s, t) \quad (3.12)$$

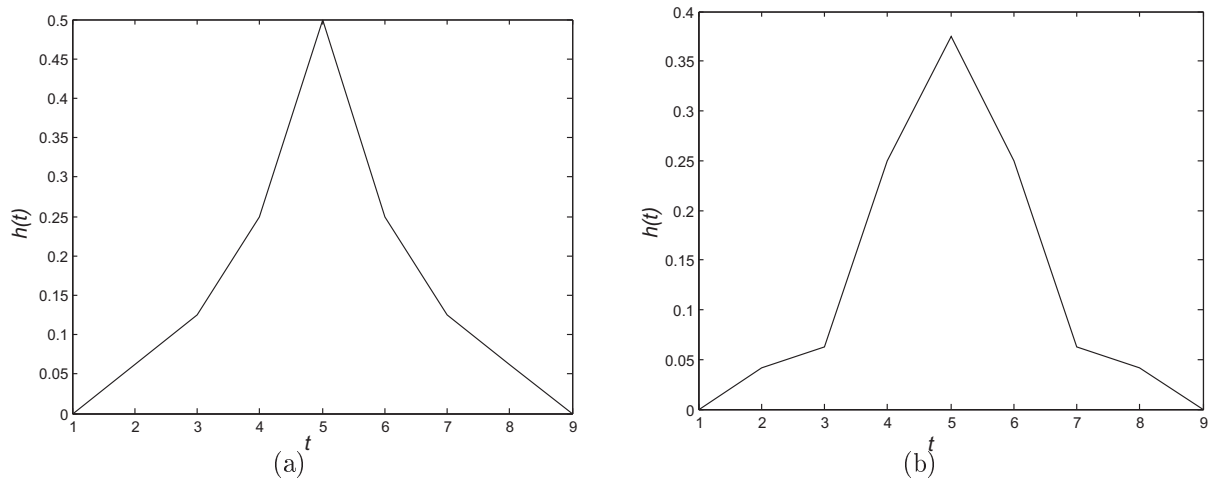


Figura 3.6: Exemplo de filtros passa-baixa: (a) função triangular e (b) função *b-spline*.

Os coeficientes do filtro $h(l)$ são derivados da função de escalonamento $\phi(t)$

$$\frac{1}{2}\phi\left(\frac{t}{2}\right) = \sum_l h(l)\phi(t-l). \quad (3.13)$$

$$\frac{1}{2}\phi\left(\frac{t}{2}\right) = \frac{1}{4}\phi(t+1) + \frac{1}{2}\phi(t) + \frac{1}{4}\phi(t-1) \quad (3.14)$$

$$\frac{1}{2}\phi\left(\frac{t}{2}\right) = \frac{1}{16}\phi(t+2) + \frac{1}{4}\phi(t+1) + \frac{3}{8}\phi(t) + \frac{1}{4}\phi(t-1) + \frac{1}{16}\phi(t-2) \quad (3.15)$$

Neste trabalho são utilizados dois tipos de funções para filtragem do sinal: função triangular e b_3 -*spline* (STARCK; MURTAGH; BIJAOU, 1998; SITA; RAMAKRISHNAN, 2000). A função triangular (Figura 3.6(a)) tem os coeficientes gerados segundo a Equação 3.14, enquanto que a função b_3 -*spline* (Figura 3.6(b)) tem os coeficientes associados à Equação 3.15.

3.4 Considerações Finais

Este capítulo apresenta alguns fundamentos básicos da transformada *wavelet* como os processos de dilatação e translação de uma função *wavelet*, diferença entre uma decomposição decimada e não-decimada e a definição das transformadas estudadas. A importância destas transformadas para o método proposto está na decomposição *wavelet* da representação do sinal para o destaque dos pontos mais característicos do contorno de uma forma.

A associação das transformadas *wavelets*, discutidas com outras técnicas presentes, serve de base para a definição da metodologia proposta. A descrição e as abordagens da metodologia adotada nesta dissertação estão presentes no próximo capítulo.

Metodologia Adotada

Neste capítulo são apresentadas as ferramentas utilizadas na metodologia adotada para representação de formas a partir de seus cantos. Esta mesma metodologia segue um roteiro que inicia com a extração do sinal do contorno de uma forma para encontrar seus pontos mais relevantes e prover uma avaliação desses resultados, como é apresentado na Figura 4.1.

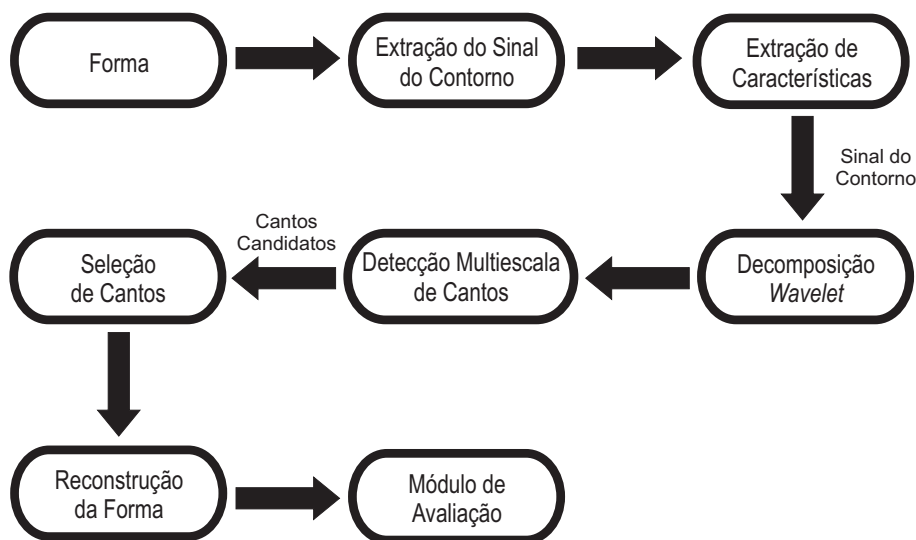


Figura 4.1: Metodologia proposta para detecção de cantos.

A figura 4.1 descreve as etapas de desenvolvimento adotadas neste trabalho para a detecção de cantos de uma forma e avaliação do seu resultado. Com a forma selecionada obtém-se seu contorno parametrizado. A partir desta informação define-se a representação do sinal deste contorno. No passo seguinte, aplica-se

uma decomposição *wavelet* neste sinal e o resultado é aplicado em uma técnica de detecção multiescala dos cantos da forma. Nesta fase de detecção os cantos são enfim selecionados e com seus valores pode-se realizar a reconstrução do contorno com o objetivo de tornar-se tão fiel quanto o contorno original. Na última etapa, estes contornos são comparados e avalia-se o desempenho do detector de cantos.

As técnicas a serem tratadas nas próximas seções referem-se à extração e à representação do sinal do contorno, decomposição deste mesmo sinal e os métodos de seleção de cantos. Também são discutidas diferentes alternativas para a realização de partes do processo proposto com o intuito de investigar a melhor metodologia para a representação da forma por uma transformada *wavelet* não-decimada.

4.1 Visão geral do Método

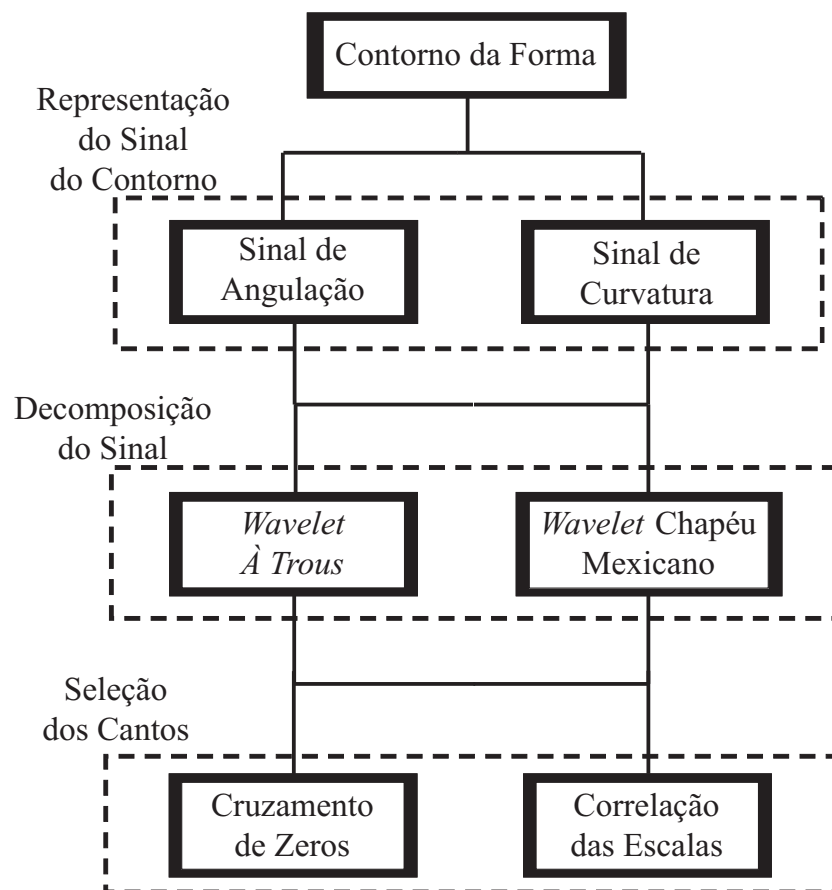


Figura 4.2: Fases da metodologia - Visão geral.

A metodologia proposta associa diferentes módulos de processamento dos dados com o objetivo de encontrar a melhor abordagem a ser aplicada em um detector

de cantos baseado em *wavelets*. Isto significa que serão avaliados os resultados da associação entre uma representação do sinal do contorno, uma decomposição não-decimada do sinal e uma técnica de seleção de cantos para definir a melhor abordagem, como mostra a Figura 4.2. A cada passo do processo de formação do detector é selecionado um dentre os métodos disponíveis e são discutidos os resultados obtidos. Como exemplo, pode-se verificar nas Figuras 4.3 e 4.4 a escolha realizada em cada conjunto de técnicas para a geração de uma nova abordagem. Ao fim desta verificação, estes resultados serão comparados e analisados para fins de escolha da abordagem mais adequada, de acordo com os melhores resultados de reconstrução. Em um passo seguinte, esta abordagem escolhida será comparada a outros métodos disponíveis na literatura com o intuito de comprovar sua eficiência em relação aos demais. Deste modo, esta metodologia tem como objetivo identificar o caminho ideal, com as opções apresentadas na Figura 4.2, para produzir uma boa representação da forma através de seus cantos.

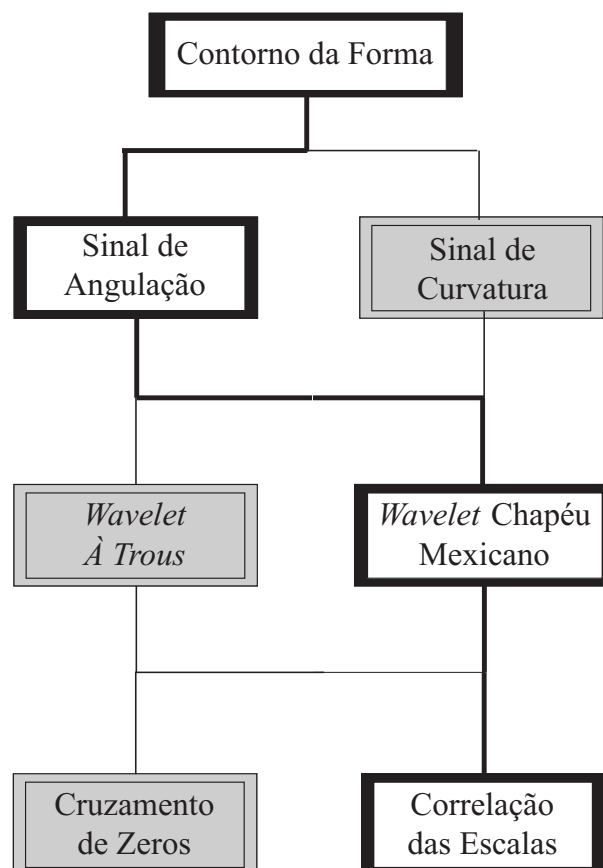


Figura 4.3: Diagrama de blocos da Abordagem I.

Associando os blocos descritos na Figura 4.2 pode-se destacar 05 (cinco)

abordagens para fins de detecção de cantos.

Abordagem I. Nesta abordagem a representação do sinal do contorno é feita por meio da função de angulação, que é decomposta pela transformada *wavelet* Chapéu Mexicano e cuja seleção de cantos é feita pela correlação das escalas de decomposição do sinal de angulação para realizar a detecção dos cantos. Esta descrição é apresentada na Figura 4.3 pela composição dos módulos destacados em negrito.

Abordagem II. Define-se a representação do sinal do contorno através da função de curvatura, que é decomposta pela transformada *wavelet* Chapéu Mexicano. A seleção de cantos é realizada pela correlação das escalas de decomposição do sinal de curvatura para efetuar a detecção dos cantos.

Abordagem III. A representação do sinal do contorno é obtida com a função de curvatura e a mesma é decomposta pela transformada *wavelet à trous*. Na seleção de cantos, é efetuada a correlação das escalas de decomposição do sinal de curvatura para realizar a detecção dos cantos.

Abordagem IV. Nesta abordagem a representação do sinal do contorno é feita por meio da função de angulação, que é decomposta pela transformada *wavelet à trous* e cuja seleção de cantos é feita pela correlação das escalas de decomposição do sinal de angulação para realizar a detecção dos cantos.

Abordagem V. Define-se a representação do sinal do contorno através da função de curvatura, que é decomposta pela transformada *wavelet* Chapéu Mexicano. A seleção de cantos é realizada pelo cruzamento de zeros do sinal de curvatura decomposto para efetuar a detecção dos cantos. Esta descrição é apresentada na Figura 4.4 pela composição dos módulos destacados em negrito.

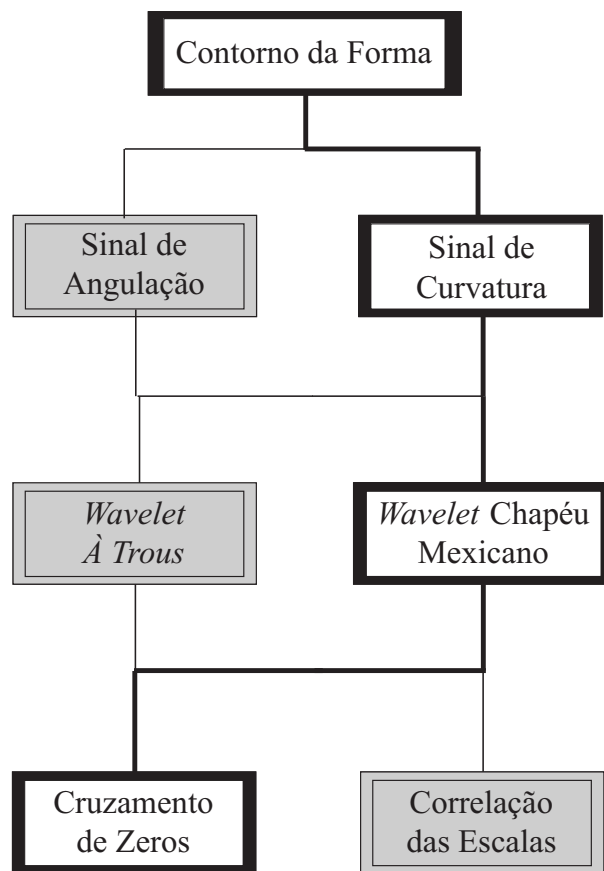


Figura 4.4: Diagrama de blocos da Abordagem V.

4.2 Métodos para Representação do Sinal do Contorno

Assim como discutido no Capítulo 2, para resolver o problema da discretização da forma, o método proposto requer um tratamento do contorno parametrizado. Neste caso, são trabalhados dois métodos de representação do contorno que consideram a função de orientação (ou de angulação) e a função de curvatura baseada na transformada de Fourier.

4.2.1 Sinal de Angulação

Inicialmente, para a aquisição da função de angulação de um contorno realiza-se neste trabalho a extração do contorno da imagem binária através do método do código da cadeia (GONZALEZ; WOODS, 2002). Em seguida, é obtida uma representação do contorno como um vetor de coordenadas de pontos, ou seja, em que x e y são as coordenadas dos pontos P_t e o índice t indica a posição do ponto no contorno (como apresentado no Capítulo 2).

Com o vetor de coordenadas, é possível calcular a função de orientação do contorno, $\varphi(t)$, também chamada de angulação. Para tanto, as informações de coordenadas dos pontos são aplicadas na equação

$$\varphi(t) = \tan^{-1} \left(\frac{y_{t+q} - y_{t-q}}{x_{t+q} - x_{t-q}} \right), \quad (4.1)$$

em que o parâmetro q é o passo de suavização e x e y são as coordenadas de cada ponto P_t do contorno (LEE et al., 1993; LEE; SUN; CHEN, 1995). Adota-se neste trabalho, o parâmetro q fixado em 3 (três) como em (LEE et al., 1993). Um exemplo desta função pode ser visualizada na Figura 4.5.

4.2.2 Sinal de Curvatura

A curvatura é uma importante característica que pode ser extraída, a partir de contornos de formas, e seu estudo tem sido motivado por apresentar forte relação biológica com o processamento da informação e percepção visual humana (CESAR; COSTA, 1996; PASSARINHO, 2005).

Nesta dissertação utiliza-se o método de estimação de curvatura digital proposto em César e Costa (1996) que se baseia nas propriedades da transformada de

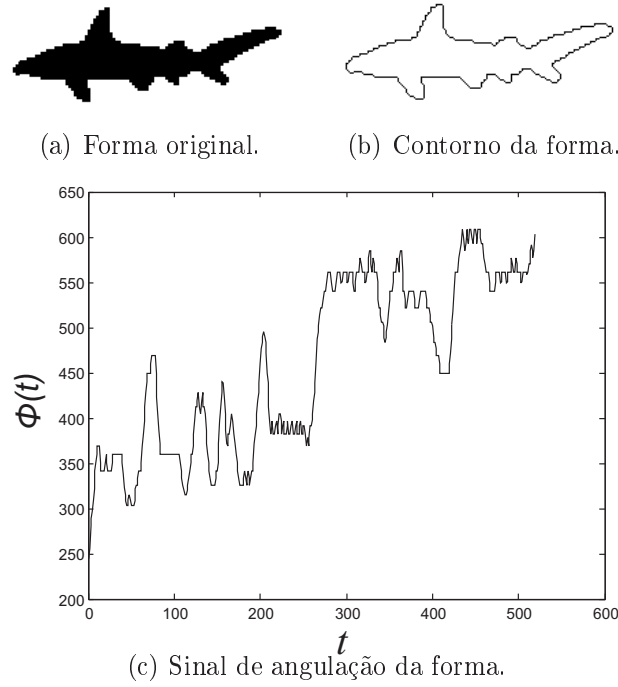


Figura 4.5: Exemplo de aplicação da função de orientação.

Fourier para obter a função de curvatura do contorno parametrizado da forma a ser analisada.

Sendo P_t a forma parametrizada de uma dada curva regular P , em que $t \in \Gamma \subset \mathfrak{R}$, isto é, o parâmetro t assume valores sobre um intervalo Γ da curva \mathfrak{R} . A curvatura em qualquer ponto $P_t = (x(t), y(t))$, $t \in \Gamma$ é dada pela equação

$$k(t) = \frac{\dot{x}\ddot{y} - \ddot{x}\dot{y}}{(\dot{x}^2 + \dot{y}^2)^{3/2}} \quad (4.2)$$

em que $\dot{x} = dx/dt$, $\ddot{x} = d^2x/dt^2$, $\dot{y} = dy/dt$, $\ddot{y} = d^2y/dt^2$ são as derivadas primeira (\dot{x}, \dot{y}) e segunda (\ddot{x}, \ddot{y}) com relação ao parâmetro t . Esta função de curvatura é obtida com base na transformada de Fourier, como pode ser visto na Seção A.2.

A Figura 4.6(c) mostra a curvatura da forma apresentada na Figura 4.6(a). Os picos na Figura 4.6(c) correspondem às regiões em que o contorno na Figura 4.6(b) muda bruscamente de direção. Isso caracteriza a presença dos pontos de alta curvatura, ou cantos da forma, no sinal de curvatura. Todo intervalo de valor zero corresponde às linhas retas presentes na forma. O intervalo não-nulo representa o semi-círculo presente no contorno da Figura 4.6(b). A forma da Figura 4.5(a)

também tem seu contorno e sua função de curvatura apresentados na Figura 4.7.

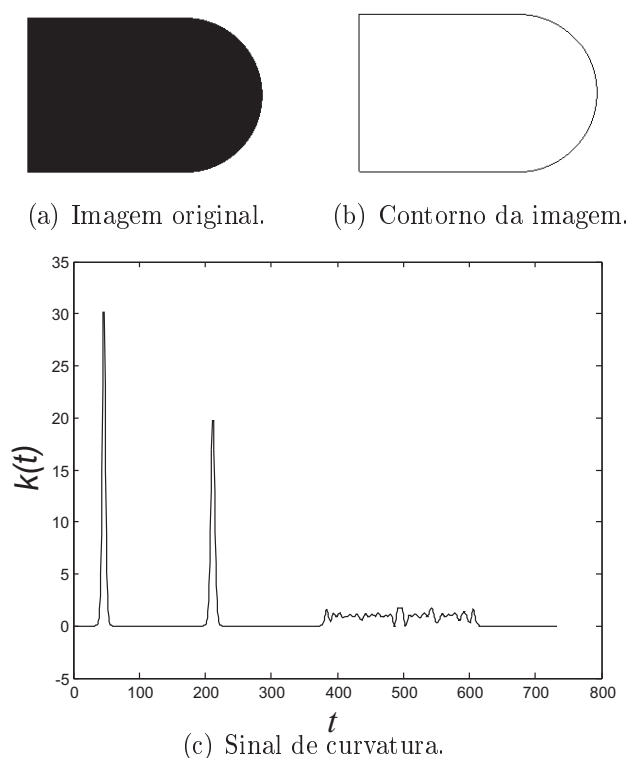


Figura 4.6: Exemplo de aplicação da função de curvatura.

4.3 Decomposição do Sinal

O sinal extraído do contorno contém as informações presentes na forma. No entanto, este sinal contém informação insuficiente para a localização precisa dos cantos do objeto. Neste projeto de mestrado, utiliza-se a decomposição *wavelet* do sinal que representa o contorno para localização de cantos da forma.

Esta etapa de decomposição não-decimada ocorre em no mínimo três escalas consecutivas, porque ainda é possível identificar informação relevante no sinal. Fazendo uso da transformada *wavelet* não-decimada definida (Chapéu Mexicano ou *à Trous*), o resultado da decomposição é composto pelos coeficientes de detalhes em cada escala. Pelos resultados experimentais observou-se que a decomposição do sinal em apenas três níveis mostra-se suficiente para a identificação dos pontos de alta curvatura como aqueles que permanecem em destaque no decorrer das escalas.

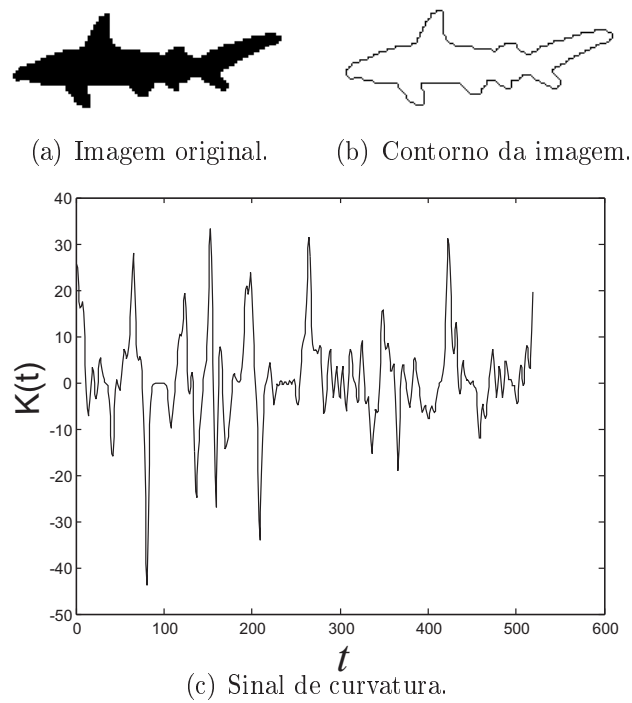


Figura 4.7: Exemplo de aplicação da função de curvatura.

4.4 Técnicas de Seleção de Cantos

A informação sobre a localização dos cantos no sinal do contorno é destacada nas escalas de decomposição, como pontos de maior valor absoluto de amplitude (ver Figura 4.8). Em decorrência da quantização da imagem, estes cantos candidatos identificados na decomposição podem não corresponder aos cantos reais na forma original ou estes mesmos cantos podem ser ainda sequer detectados neste processo. Para solucionar este problema, são utilizadas neste trabalho diferentes técnicas de seleção de cantos, a saber, correlação das escalas e cruzamento de zeros.

4.4.1 Correlação das Escalas

A identificação de cantos pela correlação de escalas ocorre, quando uma amostra t do sinal em questão obtiver os maiores valores dentre os coeficientes de detalhes *wavelets* $w(s, t)$ em escalas distintas adjacentes s . Esta é a premissa do método de correlação das escalas (SITA; RAMAKRISHNAN, 2000) que utiliza a correlação de sinais obtidos nas escalas redundantes da decomposição *wavelet* para analisar sinais de eletroencefalograma. A correlação espacial entre escalas adjacentes, s e $s + 1$, é observada para a localização de um canto identificado t , para todos os N pontos do contorno (SITA; RAMAKRISHNAN, 2000; DE PAULA et al., 2006) como mostra a equação

$$corr(s, t) = w(s, t) \cdot w(s + 1, t); \quad t = 1, 2, \dots, N. \quad (4.3)$$

A abordagem de correlação de escalas é baseada no fato de que cantos verdadeiros apresentam maiores valores significativos de amplitude dos coeficientes *wavelet* e cantos falsos apresentam decaimento rápido nestes mesmos valores. Isto se caracteriza em sucessivas escalas de decomposição *wavelet* não-decimada. Um possível canto é identificado ao retornar valor verdadeiro no teste da inequação descrita a seguir

$$|corr(s, t)| > |w(s, t)|. \quad (4.4)$$

Quando a Equação 4.4 é confirmada (para a escala s e todos os N pontos) significa que há uma grande correlação espacial entre dois pontos de escalas consecutivas indicando a presença de cantos verdadeiros (SITA; RAMAKRISHNAN, 2000). Deste

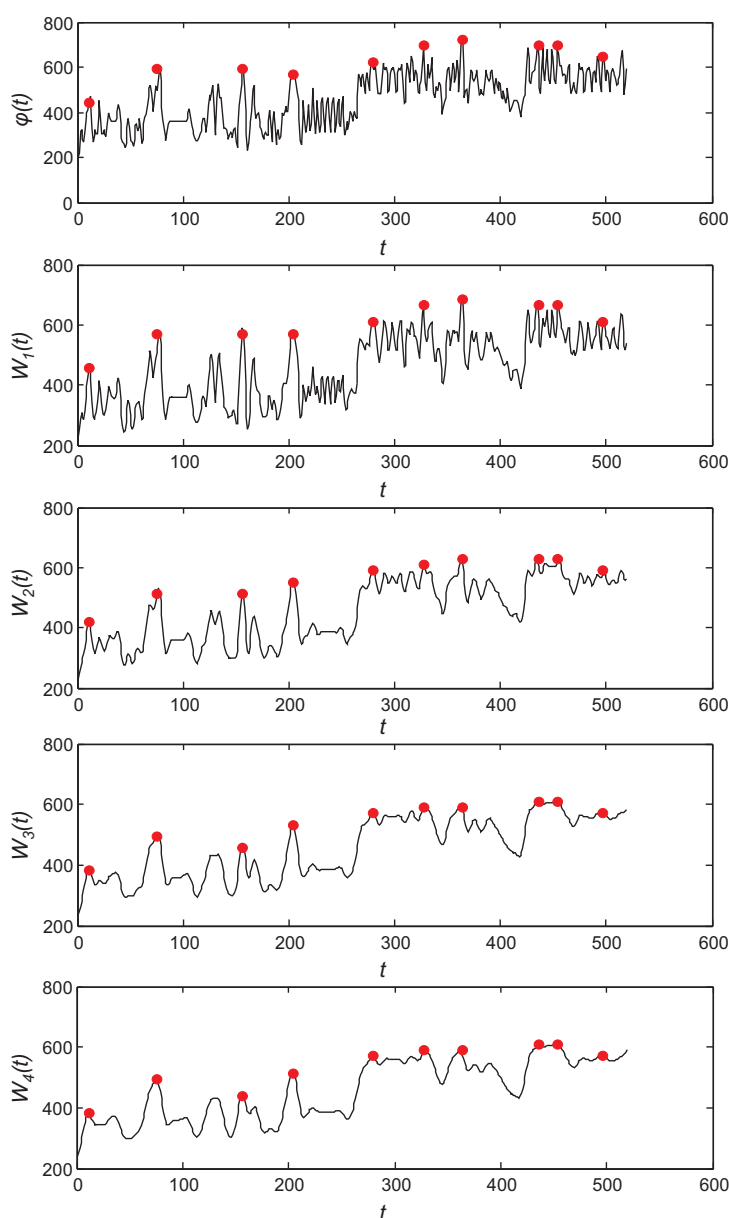
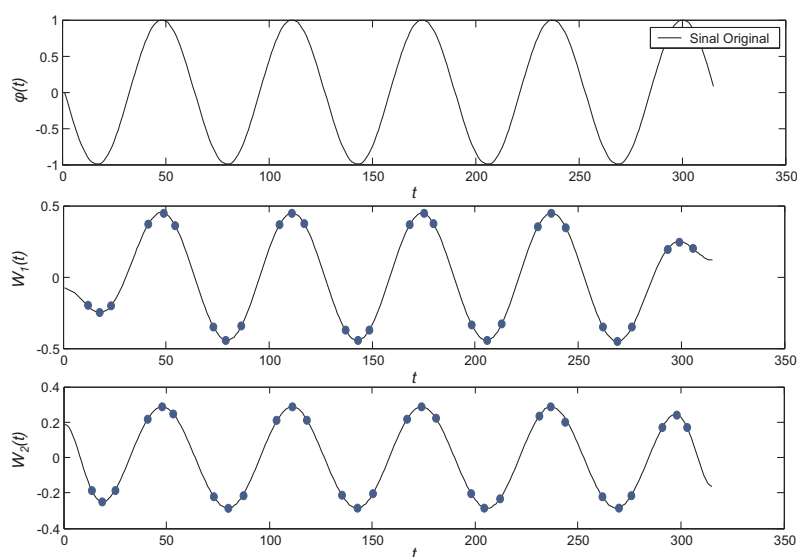
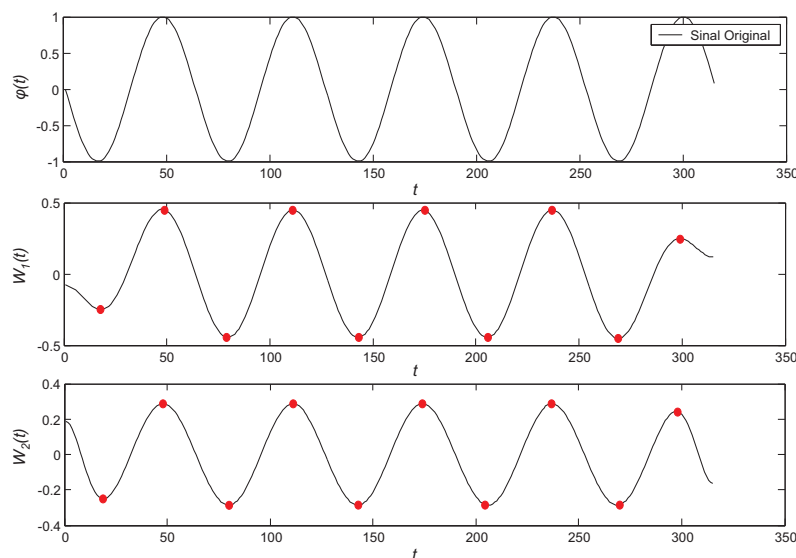


Figura 4.8: Decomposição de um sinal em cinco escalas consecutivas utilizando a transformada *wavelet* Chapéu Mexicano a partir do sinal de angulação ($\varphi(t)$) da forma Tubarão presente na Figura 4.5(a). $W_1(t)$, $W_2(t)$, $W_3(t)$ e $W_4(t)$ representam os coeficientes de detalhes obtidos a partir do sinal original no primeiro, segundo, terceiro e quarto níveis de decomposição, respectivamente.

modo é gerado um conjunto de pontos candidatos para a definição dos cantos verdadeiros. Aqueles cantos candidatos que não apresentam o maior valor na vizinhança, em que a correlação é mais alta, são descartados. A Figura 4.8 mostra o sinal original decomposto nas várias escalas. Os locais com maior valor absoluto de amplitude indicam a presença de cantos em cada escala.



(a) Cantos candidatos: maiores valores de correlação (pontos azuis).



(b) Cantos reais: maiores valores entre a vizinhança (pontos vermelhos).

Figura 4.9: Exemplo de aplicação da correlação entre escalas. $W_1(t)$ e $W_2(t)$ representam os coeficientes de detalhes obtidos a partir do sinal original no primeiro e segundo níveis de decomposição, respectivamente.

Por fim, verifica-se a persistência do canto nas escalas adjacentes que determina a escolha do mesmo como canto relevante para representar a forma (DE PAULA et al., 2006). A ausência de cantos ou outras características significativas, em determinada região do contorno, permite que os falsos cantos sejam excluídos da seleção. A Figura 4.9 exhibe a aplicação da correlação entre as escalas para a identificação dos cantos em um sinal de comportamento senoidal, e se destacam os pontos na Figura 4.9(a)

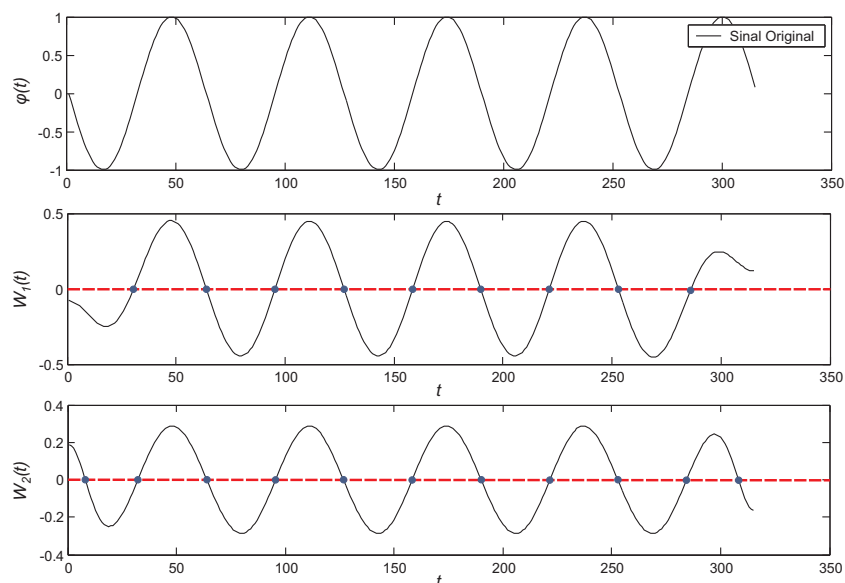


Figura 4.10: Exemplo de aplicação do cruzamento de zeros. $W_1(t)$ e $W_2(t)$ representam os coeficientes de detalhe obtidos a partir do sinal original no primeiro e segundo nível de decomposição respectivamente.

como aqueles candidatos e na Figura 4.9(b) os que persistiram em várias escalas de decomposição.

4.4.2 Cruzamento de Zeros

Uma outra forma de avaliar a posição dos cantos, em formas digitais, consiste em identificar a presença de pontos críticos no sinal. Para este fim é obtido o sinal resultante da primeira derivada do sinal que representa o contorno. A detecção da transição deste sinal de valores negativos para positivos ou vice-versa, corresponde aos cantos selecionados pelo cruzamento de zeros (COSTA; CESAR, 2001). O ponto crítico, portanto, corresponde a um ponto de inflexão.

Particularmente, na representação do contorno por sua função de curvatura (que já possui os valores da derivada primeira e segunda implícitos em seu valor, ver Seção 4.2.2) há uma detecção diferenciada dos cantos, porque nesta representação já estão presentes os pontos de inflexão do sinal. Na Figura 4.10, o sinal original de comportamento senoidal é analisado e comparado a um sinal de valor nulo em seus coeficientes de decomposição. Os pontos coincidentes são considerados os cruzamentos por zero (MOKHTARIAN; MACKWORTH, 1986; MOKHTARIAN; SUOMELA, 1998), desconsiderando assim a fase de derivação do sinal trabalhado. Ao final é verificada a permanência dos cantos nas escalas consecutivas.

A Figura 4.10 apresenta a aplicação da técnica por cruzamento de zeros para seleção dos cantos.

4.5 Considerações Finais

Neste capítulo são descritas as técnicas adotadas na metodologia proposta e como são utilizadas. A aplicação em conjunto destas técnicas apresentadas geram diversas abordagens. A avaliação de desempenho de cada uma delas requer, no entanto, a adoção de medidas para analisar seus resultados e peculiaridades. Para realizar esta avaliação, cada uma das abordagens deve ser submetida ao mesmo método de reconstrução da forma.

Com os resultados pertinentes à forma reconstruída, obtém-se então as medidas de desempenho para cada método. No próximo capítulo são mostrados os métodos de reconstrução da forma utilizados nesta dissertação, as medidas de avaliação de desempenho das abordagens resultantes da metodologia e uma análise dos resultados obtidos.

Reconstrução da Forma e Medidas de Avaliação dos Resultados

A identificação e seleção dos pontos de alta curvatura de uma forma não são suficientes para uma boa representação da mesma por cantos. Esta representação se torna ineficaz quando não permite uma reconstrução adequada da forma original. Este capítulo trata da análise de desempenho do método proposto de detecção de cantos e o compara a outros métodos disponíveis na literatura. As seções a seguir apresentam os métodos aplicados para a reconstrução da forma e medidas de avaliação do desempenho dos detectores de cantos estudados. Propõe-se ainda uma medida de avaliação de desempenho que caracteriza a eficiência de um detector de cantos quanto aos aspectos de compactação de informação e erro. Ao final do capítulo são apresentados os resultados obtidos com a metodologia proposta.

5.1 Métodos de Reconstrução da Forma

Com o intuito de avaliar a eficiência do método proposto, é necessário incluir uma fase de reconstrução da forma para inferir a precisão dos pontos de alta curvatura detectados (evitando a localização e eliminação de falsos cantos) (CHEIKH; QUDDUS; GABBOUJ, 2000; MARJI; SIY, 2004; ARREBOLA; SANDOVAL, 2005). Estes mesmos pontos devem ser adequados para representar a forma original.

A reconstrução do contorno da forma segue a ligação dos pontos detectados gerando o novo contorno por meio de retas ou curvas. No caso da reconstrução de uma curva pertencente a uma forma, esta pode ser reconstruída por aproximação

ou por interpolação desta mesma curva. Uma curva aproximada passa próxima aos pontos definidos para a curva, como mostra a Figura 5.1(a). No entanto, uma curva interpolada requer a passagem da curva através de alguns destes mesmos pontos, como exhibe a Figura 5.1(b). Neste trabalho são aplicados os métodos de reconstrução por interpolação linear e *spline*, que são discutidas a seguir.

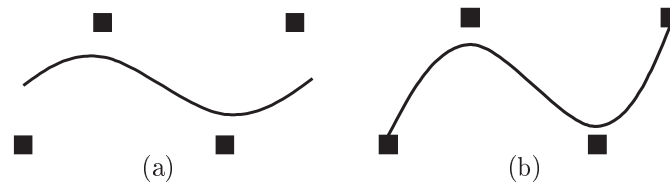


Figura 5.1: Formação de uma curva através de (a) aproximação e (b) interpolação.

5.1.1 Interpolação Linear

O algoritmo de reconstrução de formas mais simples é obtido pela ligação dos cantos identificados através de linhas retas. O método de reconstrução linear (PAVLIDIS, 1982) alcança resultados eficientes em formas com muitas retas e poucas curvas, além de apresentar perda de informação mínima nestes casos. O método descrito neste trabalho, que usa esta abordagem de reconstrução, apresenta menos precisão em formas com maior quantidade de curvas na sua caracterização, como pode ser visto na Figura 5.2. Nestes casos, é requerido um método de reconstrução mais apropriado como a interpolação por *spline*, pois, as curvas *splines* têm características suaves e contínuas ao longo do intervalo de interpolação e são bastante úteis para fins de reconstrução de formas (PAVLIDIS, 1982).

5.1.2 Interpolação Spline

Em (PAVLIDIS, 1982) uma função *spline* é definida como uma função polinomial $p(x)$ por partes representada por

$$p(x) = p_i(x); \quad x_i \leq x \leq x_{i+1}; \quad i = 0, 1, \dots, k - 1 \quad (5.1)$$

$$p_i^{(j)}(x_i) = p_{i+1}^{(j)}(x_i); \quad j = 0, 1, \dots, k - 1; \quad i = 0, 1, \dots, k - 1 \quad (5.2)$$

As funções $p_i(x)$ são polinômios de grau igual ou menor que m , para m indicando

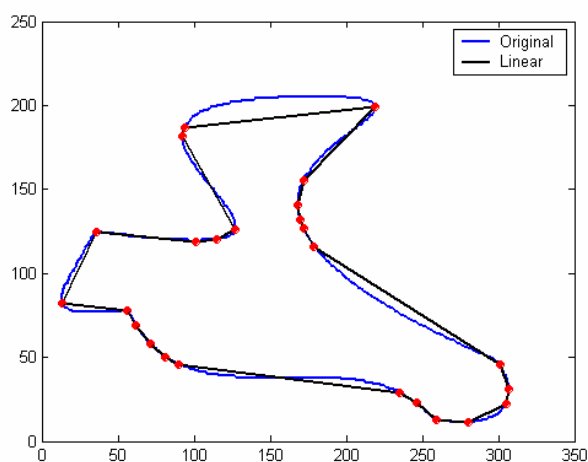


Figura 5.2: Exemplo de uma interpolação linear. Forma original em azul e a reconstruída em preto. Pontos vermelhos indicam os cantos.

o número total de pontos de parada (*breakpoints*). A continuidade das paradas presentes nos pontos de parada é expressa pelo segundo conjunto de equações em que $p_i^{(0)}(x)$ se mantém por $p_i(x)$ e $p_i^{(j)}(x)$ ($j > 0$) para a j -ésima derivada de $p(x)$. Os pontos que dividem um intervalo $[a, b]$, dentro de subintervalos, são normalmente chamados pontos de controle, ou nós (PAVLIDIS, 1982). A Figura 5.3 mostra um exemplo de interpolação por *spline*.

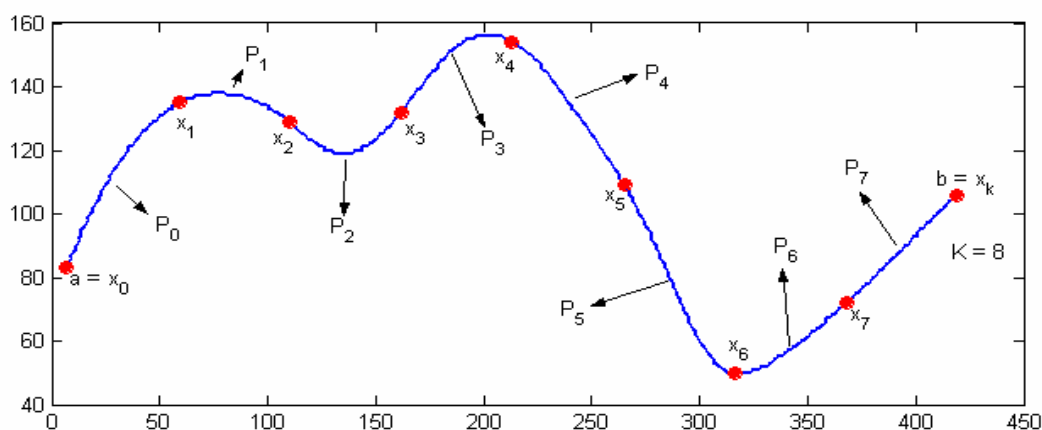


Figura 5.3: Exemplo de uma interpolação por *spline*. Pontos vermelhos caracterizam os nós.

Nesta dissertação, utiliza-se a função de base *B-spline* para a reconstrução da forma. Esta função *spline* apresenta valores nulos em todos subintervalos exceto em $m + 1$ deles e são definidos recursivamente. Uma função *B-spline* constante sobre o

i -ésimo intervalo é definida por

$$N_{i,0}(x) = \begin{cases} 1, & x_i \leq x \leq x_{i+1} \\ 0, & \text{c.c.} \end{cases} \quad (5.3)$$

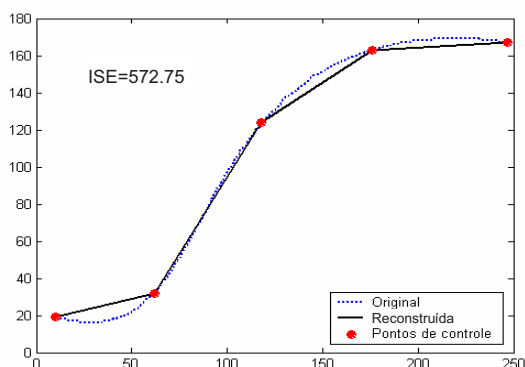
Uma função *B-spline* de m -ésimo grau sobre o intervalo $[x_i, x_{i+m+1}]$ é definida por

$$N_{i,m}(x) = \frac{x - x_i}{x_{i+m} - x_i} N_{i,m-1}(x) + \frac{x_{i+m+1} - x}{x_{i+m+1} - x_{i+1}} N_{i+1,m-1}(x). \quad (5.4)$$

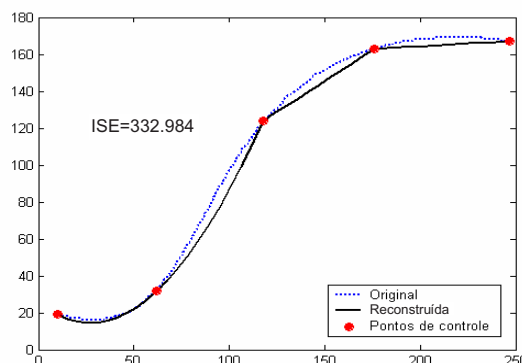
A partir das Equações 5.3 e 5.4 pode-se encontrar *B-splines* de grau maior. Usando *B-splines* como base, pode-se expressar qualquer *spline* como

$$p(x) = \sum_{i=-m}^{k-1} a_i N_{i,m}(x). \quad (5.5)$$

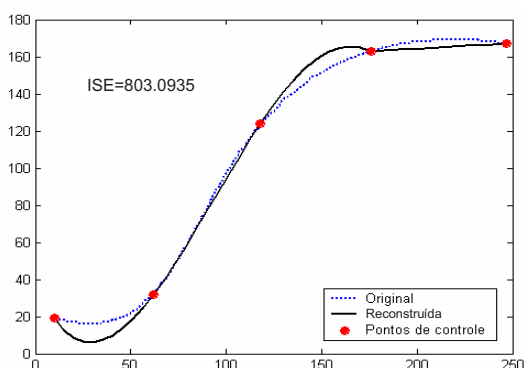
No momento em que todos os valores apresentados nos intervalos da função *B-spline* são iguais a 1 (um), então tem-se uma reconstrução linear (PAVLIDIS, 1982). Visualmente, a aplicação da interpolação *spline* pode ser entendida na Figura 5.4. Em um primeiro momento, na Figura 5.4(a), todos os pontos são utilizados como pontos de parada. Isso quer dizer que os mesmos são ligados por linhas retas (como na interpolação linear) e a interpolação apresenta um erro quadrático integral (*Integral Square Error, ISE*) igual a 572,75. Na tentativa de diminuir este erro, deve-se alternar os pontos de parada para pontos intermediários, de forma que se possa gerar novas curvas. A Figura 5.4(b) ilustra a inserção de um único ponto intermediário e a conseqüente diminuição na taxa de erro para 332,984. Na Figura 5.4(c) pode-se acompanhar a inserção de um novo ponto intermediário no lugar de um ponto de parada. Com o cálculo decorrente desta mudança, percebe-se um aumento na taxa de erro. Isso significa que este ponto deve voltar a ser um ponto de parada. Na Figura 5.4(d), realiza-se a mesma troca com um ponto seguinte e conseqüentemente é alcançada uma diminuição na taxa de erro que supera os resultados das mudanças anteriores. Ao final, tem-se a disposição de três pontos de parada intercalados por dois pontos intermediários proporcionando o menor erro quadrático integral com valor de 135.



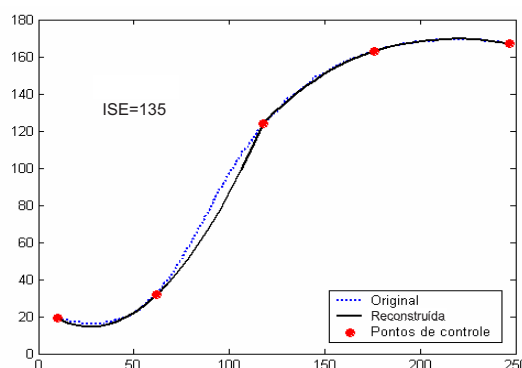
(a) Todos os pontos são utilizados como pontos de parada.



(b) O segundo ponto de controle (da esquerda para a direita) se torna um ponto intermediário enquanto os demais se mantêm como pontos de parada.



(c) Assume-se então o terceiro ponto de controle como ponto intermediário.



(d) O terceiro ponto de controle volta a ser ponto de parada e o status de ponto intermediário vai para o quarto ponto da sequência (da esquerda para a direita).

Figura 5.4: Exemplo de aplicação do algoritmo de reconstrução proposto. Inicialmente, (a) todos os pontos de controle são considerados pontos de parada. Neste conjunto são alterados os status de alguns destes para ponto intermediário, podendo causar (b) uma diminuição ou (c) crescimento na taxa de erro. No momento que esta taxa aumenta (d) o ponto de controle volta a ser ponto de parada até encontrar finalmente a menor taxa de erro entre as demais situações.

5.2 Medidas de Avaliação

A partir do conceito de cantos, apresentado no Capítulo 2, pode-se notar que os pontos característicos da forma não necessariamente correspondem aos pontos visualmente mais significativos. Isso quer dizer que os cantos observados na visualização de uma imagem não possuem localização exata no contorno digital desta mesma por causa do efeito da quantização e amostragem da imagem, já discutidas

neste trabalho. Portanto, pode ser muito difícil avaliar o desempenho de um detector de pontos de alta curvatura (MOKHTARIAN; MOHANNA, 2006).

Para a avaliação de desempenho de detectores de cantos, considerando a relevância da reconstrução da forma, são adotadas neste trabalho as medidas propostas por Sarkar (1993) e Marji e Siy (2004) que avaliam quantitativa e objetivamente a precisão da detecção. Existem outras propostas, como a de Mokhtarian e Mohanna (2006), que considera a avaliação do detector de cantos de forma subjetiva.

A formação do contorno reconstruído traz ainda uma outra alternativa de avaliação do método de detecção de cantos. Pode-se observar a similaridade presente entre o contorno original e o resultado da reconstrução de um novo contorno a partir de seus cantos. Esta avaliação é apresentada como complemento ao estudo aqui realizado e disposta no Apêndice C.

5.2.1 Erro Quadrático Integral

Os exemplos de ajuste de curva apresentados na Seção 5.1 são usados para minimizar o erro quadrático integral apresentado como *Integral Square Error - ISE*, assim definido na literatura. Esta medida avalia o melhor conjunto de pontos finais que descrevem o menor erro na reconstrução do contorno da forma. Um novo contorno $c^*(t)$ é reconstruído pelos métodos linear e *spline*, a partir dos cantos identificados por uma superamostragem correspondente. O erro é calculado pela diferença entre o contorno reconstruído e o original $c(t)$, $e(t) = c(t) - c^*(t)$, para todos os N pontos. O valor final de *ISE* (PAVLIDIS, 1982) é obtido por:

$$ISE = \sum_{t=1}^N e^2(t). \quad (5.6)$$

5.2.2 Erro Quadrático Médio

Complementando o uso de medidas de erro, neste trabalho também é analisado o comportamento de cada forma reconstruída e seu erro quadrático médio correspondente, definido como *Mean Square Error - MSE* na literatura. Esta medida traz uma informação global sobre o conjunto de pontos finais na descrição do contorno final da forma. Assim como em ISE, o erro é calculado pela diferença, $e(t) = c(t) - c^*(t)$, entre o contorno reconstruído $c^*(t)$ e o original $c(t)$ para todos

os N pontos. O valor final de MSE (PAPOULIS; PILLAI, 2001) é obtido por:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N e^2(t). \quad (5.7)$$

Nestas medidas de erro, a distância euclidiana se apresenta intrínseca. No entanto, enquanto a distância euclidiana provê uma medida global de similaridade entre os contornos parametrizados (original e reconstruído) calculados ao longo das curvas, ela também apresenta algumas desvantagens. Por exemplo, uma grande diferença em apenas um único ponto pode influenciar genericamente o erro total. Uma vez que tal tipo de problema ocorrerá com qualquer métrica, controla-se então tais efeitos aproximando os contornos parametrizados por meio de uma normalização, com o intuito de obter uma uniformização na escala, limitando assim os valores das coordenadas de cada contorno no intervalo $[0, 10]$ no instante do cálculo da distância euclidiana.

5.2.3 Proporção de Compactação

Para avaliar a reconstrução da forma usando cantos extraídos do contorno, alguns trabalhos (SARKAR, 1993; MARJI; SIY, 2004; ARREBOLA; SANDOVAL, 2005) apresentam diferentes medidas quantitativas que informam o desempenho de seus detectores de cantos. Entre estas medidas estão o valor ISE (Equação 5.6) e a proporção de compactação, conhecida como *Compacting Ratio* (CR) na literatura, em que N é o número total de pontos do contorno e N_D é o número de pontos de alta curvatura detectados. O valor de CR verifica a habilidade do algoritmo em compactar a forma, sendo dado por

$$CR = \frac{N}{N_D}. \quad (5.8)$$

Tanto o algoritmo de reconstrução linear, quanto o *spline* são usados para reconstruir o conjunto de formas, a partir de seus pontos de alta curvatura (PAVLIDIS, 1982; FESCHET, 2005) para fins de avaliação e comparação dos métodos. Os valores de erro ISE entre a forma original e a reconstruída são calculados com o mesmo objetivo, isto é, comparar a abordagem proposta com outros detectores de cantos, com relação às discrepâncias geradas no processo de reconstrução e na proporção de compactação.

5.2.4 Figuras de Mérito

A partir dos valores de ISE e CR , outras importantes medidas podem ser derivadas. Em (SARKAR, 1993) é definida uma Figura de Mérito (*Figure of Merit - FOM*) pela combinação destas duas medidas como

$$FOM = \frac{CR}{ISE}. \quad (5.9)$$

A inspeção visual parece ser a melhor maneira de comparar resultados, na ausência de outras medidas qualitativas, a despeito da variação na avaliação entre diferentes observadores humanos. Por este motivo, este trabalho faz uso de duas versões modificadas da Figura de Mérito de Sarkar (MARJI; SIY, 2004). A Equação 5.10 é descrita em (MARJI; SIY, 2004) e (ARREBOLA; SANDOVAL, 2005) sendo que esta privilegia a medida CR . Deste modo, o desempenho do detector de cantos é avaliado de acordo com sua habilidade em comprimir a representação da forma.

$$FOM_{CR_n} = \frac{(CR)^n}{ISE}. \quad (5.10)$$

$$FOM_{ISE_n} = \frac{CR}{(ISE)^n}. \quad (5.11)$$

Por outro lado, a medida descrita na Equação 5.11 privilegia a medida ISE a fim de identificar o algoritmo que minimiza o erro de reconstrução da forma e ocasionalmente alcança o melhor desempenho com um baixo valor de CR , simultaneamente. Neste trabalho é proposta esta medida (Equação 5.11) para avaliar o desempenho do detector, mantendo a medida ISE como a mais relevante. Pelo fato do contorno reconstruído ser obtido a partir de uma superamostragem de uma quantidade reduzida de cantos, então sempre há uma taxa de erro não-nula, permitindo o cálculo do valor de FOM .

O parâmetro n é introduzido para controlar a contribuição no numerador de FOM_{CR} e no denominador de FOM_{ISE} em todos os resultados, a fim de reduzir a instabilidade entre estes dois termos. Este valor deve ser maior que 1 (um), uma vez que Equações 5.10 e 5.11 tornam-se iguais à Equação 5.9, quando n é unitário. Este valor também é apresentado em outros trabalhos, como em (ARREBOLA; SANDOVAL, 2005) e (MARJI; SIY, 2004), e esta mesma notação é adotada para descrever estas

medidas.

5.3 Resultados

Para avaliar a eficácia da técnica proposta para detecção de cantos com abordagem *wavelet*, nesta seção são apresentados os resultados de simulação obtidos. Estes mesmos são obtidos pela aplicação de cada técnica definida, a um conjunto de formas dispostas na Figura 5.5. Os resultados obtidos são comparados com outros resultantes de detectores de cantos em contornos de formas e que estão disponíveis na literatura. Estes detectores, utilizados para comparação, estão dispostos em dois grupos, a saber, abordagem por transformada *wavelet* (LEE et al., 1993; LEE; SUN; CHEN, 1995) e por detecção com regiões de suporte (MARJI; SIY, 2004).

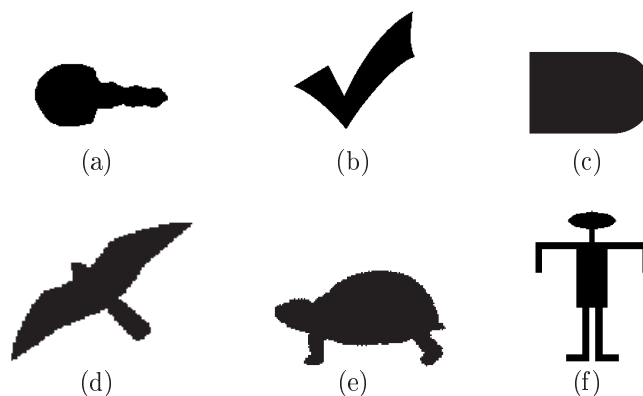


Figura 5.5: Exemplos de formas de teste e seus respectivos números de pontos de contorno: (a) **Chave** - 265 pontos, (b) **Marca** - 438 pontos, (c) **Teste** - 731 pontos, (d) **Pássaro** - 368 pontos, (e) **Tartaruga** - 1825 pontos e (f) **Menino** - 1570 pontos.

A apresentação dos resultados segue ordem semelhante à disposição dos métodos na Figura 4.2. Primeiramente é apresentado o método de extração do sinal do contorno, em seguida é indicado o tipo transformação *wavelet* que decompõe este mesmo sinal e, por fim, a técnica de seleção de cantos é apresentada.

Nas seções seguintes são comparadas apenas as cinco abordagens tratadas neste trabalho, como descrito na Seção 4.1.

5.3.1 Avaliação de Desempenho das Abordagens Propostas

As Tabelas 5.1 a 5.6 apresentam os valores das medidas de avaliação correspondentes à detecção aplicada a cada forma. O maior valor numérico nas figuras de mérito corresponde ao melhor resultado na respectiva abordagem, nomeadas de I a V. Nas tabelas apresentadas a seguir, os resultados destacados em negrito descrevem os melhores valores para cada medida (em certas formas, algumas medidas se destacaram em mais de uma abordagem). Todos os resultados dispostos neste trabalho envolvem a aplicação do método de reconstrução de formas baseado na função *spline*, porque este método produz melhores resultados que a interpolação linear (DE PAULA et al., 2006). Até mesmo em formas sem curvas (formas geométricas como um polígono - Tabela B.11), em que a interpolação linear atinge desempenho mais satisfatório, os resultados obtidos apresentam valores de reconstrução muito próximos. Deve-se destacar ainda que o coeficiente n presente nas medidas FOM_{CR_n} e FOM_{ISE_n} varia entre 1 e 3 de acordo com os resultados de comparação apresentados em Marji e Siy (2004) e Arrebola e Sandoval (2005).

Na forma **Chave** (Tabela 5.1) os melhores resultados alcançados são obtidos com as Abordagens I e V, destacando principalmente os valores derivados da medida FOM_{ISE_n} . Destaca-se na Tabela 5.2 o resultado alcançado pelas Abordagens I e V (nas medidas derivadas de FOM_{ISE_n}). Para a forma **Teste** (Tabela 5.3) os melhores resultados na representação obtida pela Abordagem I são destacados em negrito para todas as medidas.

A Tabela 5.4 destaca o desempenho da Abordagem I sobre a forma **Pássaro**. Neste caso, observa-se o alcance dos melhores resultados em todas as medidas de avaliação na forma trabalhada (exceto o êxito da Abordagem III com janela triangular em FOM_{CR_3}).

As Tabelas 5.5 e 5.6 também destacam o desempenho da Abordagem I sobre as formas **Tartaruga** e **Menino**. Neste caso, observa-se o alcance dos melhores resultados em todas as medidas de avaliação na forma trabalhada.

No contexto da representação de formas com base em transformadas *wavelets*, algumas destas abordagens estudadas obtiveram melhor resposta para as formas trabalhadas no conjunto de teste utilizado, destacando-se dentre elas as Abordagens I e V. Observa-se que nestas abordagens a forma de decomposição do sinal adotada é a transformada *wavelet* Chapéu Mexicano. A decomposição a partir da *wavelet*

À *Trous* apresenta poucas vantagens para a representação a que este trabalho se propõe. Esta transformada é caracterizada pela inserção de zeros na função de suavização utilizada na convolução com o sinal, em cada escala de decomposição. Esta contínua inserção de zeros implica em maior suavização do sinal e influencia na descaracterização dos cantos no sinal de contorno ao longo do processamento adotado nesta metodologia. Nas abordagens que fazem uso da correlação entre as escalas, este efeito acentua-se, porque a suavização exagerada no decorrer dos níveis de decomposição não contribui com esta técnica de seleção de cantos. Desta forma, as amplitudes nas regiões do sinal em que se localizam os pontos de alta curvatura (HCPs) apresentam um decaimento mais rápido pela presença dos elementos nulos na janela de convolução.

Tabela 5.1: Resultados para a forma **Chave** (265 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.


					
Método	HCPs	MSE	CR	ISE	FOM
Abordagem I	28	0,0036	9,4643	0,9464	9,9998
Abordagem II	23	0,1025	11,5217	27,2549	0,4227
Abordagem III (triangular)	33	0,0347	8,0303	9,2208	0,8709
Abordagem III (<i>b-spline</i>)	27	0,0235	9,8148	6,2485	1,5708
Abordagem IV (triangular)	23	0,0177	11,5217	4,7169	2,4427
Abordagem V	63	0,0019	4,2063	0,4994	8,4223
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Abordagem I	94,6412	10,5657	895,7114	11,1635	
Abordagem II	4,8707	0,0155	56,1190	0,0005	
Abordagem III (triangular)	6,9935	0,0944	56,1600	0,0102	
Abordagem III (<i>b-spline</i>)	15,4167	0,2514	151,3122	0,0402	
Abordagem IV (triangular)	28,1436	0,5179	324,2630	0,1098	
Abordagem V	35,4271	16,8638	149,0187	33,7660	

Tabela 5.2: Resultados para a forma **Marca** (438 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.


					
Método	HCPs	MSE	CR	ISE	FOM
Abordagem I	28	0,0038	15,6429	1,6731	9,3494
Abordagem II	29	0,0697	15,1034	30,6143	0,4933
Abordagem III (triangular)	11	0,0742	39,8182	32,5723	1,2225
Abordagem III (<i>b-spline</i>)	28	0,0239	15,6429	10,5062	1,4889
Abordagem IV (triangular)	14	0,1157	31,2857	50,7845	0,6160
Abordagem V	88	0,0013	4,9773	0,5823	8,5481
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Abordagem I	146,2511	5,5879	2287,8	3,3398	
Abordagem II	7,4512	0,0161	112,5391	0,0005	
Abordagem III (triangular)	48,6760	0,0375	1938,2	0,0012	
Abordagem III (<i>b-spline</i>)	23,2909	0,1417	364,3364	0,0135	
Abordagem IV (triangular)	19,2735	0,0121	602,9854	0,0002	
Abordagem V	42,5460	14,6806	211,7633	25,2128	

Tabela 5.3: Resultados para a forma **Teste** (731 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.


					
Método	HCP _s	MSE	CR	ISE	FOM
Abordagem I	23	0,0005	31,7826	0,3639	87,3453
Abordagem II	19	0,0010	38,4737	0,7002	54,9492
Abordagem IV (triangular)	5	1,4280	146,2000	1045,3	0,1399
Abordagem V	42	0,0124	17,4048	9,0510	1,9230
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Abordagem I	2776,1	240,0432	8823,0	659,6890	
Abordagem II	2114,1	78,4800	8133,7	112,0873	
Abordagem IV (triangular)	20,4480	0,0001	2989,5	0	
Abordagem V	33,4689	0,2125	582,5182	0,0235	

Tabela 5.4: Resultados para a forma **Pássaro** (368 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.


					
Método	HCPs	MSE	CR	ISE	FOM
Abordagem I	43	0,0044	8,5581	1,6169	5,2928
Abordagem II	43	0,0358	8,5581	13,1996	0,6484
Abordagem III (triangular)	24	0,0181	15,3333	6,6944	2,2905
Abordagem III (<i>b-spline</i>)	35	0,0122	10,5143	4,5006	2,3362
Abordagem IV (triangular)	31	0,0292	11,8710	10,7882	1,1004
Abordagem V	84	0,0063	4,3810	2,3326	1,8781
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Abordagem I	45,2964	3,2733	387,6527	2,0244	
Abordagem II	5,5488	0,0491	47,4872	0,0037	
Abordagem III (triangular)	35,1205	0,3421	538,5138	0,0511	
Abordagem III (<i>b-spline</i>)	24,5633	0,5191	258,2659	0,1153	
Abordagem IV (triangular)	13,0624	0,1020	155,0634	0,0095	
Abordagem V	8,2279	0,8051	36,0460	0,3452	

Tabela 5.5: Resultados para a forma **Tartaruga** (1825 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.



					
Método	HCP _s	MSE	CR	ISE	FOM
Abordagem I	198	0,0002	9,2172	0,3834	24,0434
Abordagem II	203	0,0012	8,9901	2,1076	4,2657
Abordagem III (triangular)	114	0,0013	16,0088	2,3882	6,7031
Abordagem III (<i>b-spline</i>)	125	0,0011	14,6000	1,9364	7,5397
Abordagem IV (triangular)	148	0,0017	12,3311	3,1218	3,9500
Abordagem V	122	0,0028	14,9590	5,0689	2,9511
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Abordagem I	221,6125	62,7185	2042,6	163,6042	
Abordagem II	38,3491	2,0240	344,7638	0,9604	
Abordagem III (triangular)	107,3090	2,8067	1717,9	1,1752	
Abordagem III (<i>b-spline</i>)	110,0792	3,8936	1607,2	2,0107	
Abordagem IV (triangular)	48,7078	1,2653	600,6195	0,4053	
Abordagem V	44,1457	0,5822	660,3769	0,1149	

Tabela 5.6: Resultados para a forma **Menino** (1570 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.

					
Método	HCPs	MSE	CR	ISE	FOM
Abordagem I	56	0,0007	28,0357	1,0966	25,5661
Abordagem II	74	0,0009	21,2162	1,4111	15,0350
Abordagem III (triangular)	43	0,0020	36,5116	3,2186	11,3441
Abordagem III (<i>b-spline</i>)	66	0,0011	23,7879	1,7538	13,5635
Abordagem IV (triangular)	57	0,0026	27,5439	4,0845	6,7436
Abordagem V	64	0,0010	24,5313	1,5026	16,3256
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Abordagem I	716,7644	23,3141	20095	21,2604	
Abordagem II	318,9867	10,6547	6767,7	7,5505	
Abordagem III (triangular)	414,1901	3,5246	15123	1,0951	
Abordagem III (<i>b-spline</i>)	322,6468	7,7337	7675,1	4,4096	
Abordagem IV (triangular)	185,7441	1,6510	5116,1	0,4042	
Abordagem V	400,4870	10,8647	9824,4	7,2305	

5.3.2 Análise Comparativa da Abordagem Proposta com Métodos Disponíveis na Literatura

Todos os resultados alcançados com a metodologia proposta na seção anterior são comparados com métodos destacados na Seção 2.3. Os detectores apresentados por Marji e Siy (2004) e Lee et al. (1993) se mostram robustos e competitivos com a técnica proposta neste trabalho. Para fins de comprovação do melhor método de detecção de cantos é realizada uma apresentação dos resultados obtidos para cada método com as formas trabalhadas do conjunto de teste. As Tabelas 5.7 a 5.12 destacam (em negrito) esta avaliação, apresentando os valores alcançados nas melhores respostas à detecção de cantos para cada forma. Com o intuito de comparar os resultados da metodologia com outros detectores de cantos presentes na literatura, assumiu-se como o método proposto a Abordagem I. Isso se deve ao fato de que o mesmo destacou-se em desempenho com relação às outras abordagens, para quase todas as medidas de avaliação aplicadas. Esta abordagem se destaca dentre as demais segundo exibe as Tabelas 5.1 a 5.6, principalmente nas formas **Marca**, **Teste**, **Tartaruga** e **Menino** em que prevalecem os maiores valores de medidas na maioria das figuras de mérito. A seguir pode-se verificar o bom desempenho deste método em relação aos destacados da literatura. Os resultados da Abordagem I sempre atingem valores maiores nas medidas de avaliação (FOM , FOM_{CR_n} e FOM_{ISE_n}) para quase todas as formas (destacado em negrito em cada tabela dos resultados dispostos a seguir) do conjunto de testes.

Nas Tabelas 5.7, 5.8 e 5.11 a Abordagem I apresenta as melhores respostas para praticamente todas as medidas de avaliação entre os demais métodos. No entanto, nas Tabelas 5.9 e 5.10 observa-se o método proposto se sobressaindo apenas nas medidas derivadas de FOM_{ISE_n} , evidenciando a menor taxa de erro encontrada. Estes resultados comprovam o bom desempenho da Abordagem I em relação aos outros métodos.

Com a forma **Chave** é identificada uma quantidade discretamente superior de cantos em relação aos outros métodos comparados. Consequentemente, obteve-se o menor erro de reconstrução entre os demais. Apesar disso, o método proposto destaca-se em todas as figuras de mérito mostrando que o mesmo privilegia simultaneamente a compressão e a reconstrução (menor erro). Dentre as formas do conjunto de teste, a **Chave** é uma das formas que mais apresenta regiões curvas em seu contorno.

Visualmente, a forma **Marca** parece ser marcada por regiões retas no seu contorno. Uma observação mais detalhada ressalta as regiões curvas com maior presença em sua fronteira. No método proposto encontrou-se os melhores resultados para esta forma. Quando se valorizou mais o fator de compactação da quantidade de cantos é que este método foi superado.

A forma **Tartaruga** possui todo seu contorno composto por regiões curvas. O método proposto apresenta bons resultados para todas as medidas de avaliação, mesmo tendo quantidade menor de cantos do que a que foi encontrado com o detector de Lee *et al.*

Observando-se as formas **Teste** e **Pássaro** pode-se destacar regiões caracterizadas tanto por curvas quanto por retas nas suas respectivas fronteiras. Verifica-se ainda o melhor desempenho do método proposto apenas nas medidas que contribuem para a melhor reconstrução da forma. A representação da forma a partir do detector de cantos que segue a metodologia proposta apresenta-se mais adequado apenas para alcançar menor erro de reconstrução.

Na Tabela 5.12, observa-se o bom desempenho do método proposto apenas em alguns dos valores alcançados nas figuras de mérito. Com este resultado, e outros presentes na Seção B.7 do Apêndice B, têm-se verificado que o método proposto apresenta melhores resultados em formas com maior presença de curvas. As representações que buscam definir várias retas ficam descaracterizadas com a abordagem desenvolvida neste trabalho, de forma que sempre apresentam resultados menos significativos que de outros métodos (como o de Marji e Syi).

Em De Paula *et al.* (2006), destaca-se o melhor desempenho da associação de técnicas presente na Abordagem I em relação a estes outros métodos comparados nesta seção. O detector proposto apresentou resultados mais adequados para a reconstrução, principalmente nas formas com maior presença de regiões curvas no contorno. Verifica-se isso também em outros exemplos de formas presentes no trabalho citado.

Ainda com o propósito de avaliação, soluções de referência são geradas para comparação com os métodos aplicados desta dissertação. Uma solução de referência se apresenta como uma caracterização subjetiva das posições em que se localizariam os reais cantos da forma. Para as formas **Menino** e **Marca** são dispostos seus resultados nas Figuras 5.6 e 5.7, respectivamente.

Tabela 5.7: Resultados para a forma **Chave** (265 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.


					
Método	HCPs	MSE	CR	ISE	FOM
Proposto	28	0,0036	9,4643	0,9464	9,9998
Lee <i>et al.</i>	24	0,0273	11,0417	7,2562	1,5217
Marji e Siy	26	0,0068	10,1923	1,7978	5,6694
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Proposto	94,6412	10,5657	895,7114	11,1635	
Lee <i>et al.</i>	16,8020	0,2097	185,5226	0,0289	
Marji e Siy	57,7846	3,1536	588,9580	1,7542	

Tabela 5.8: Resultados para a forma **Marca** (438 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.


					
Método	HCPs	MSE	CR	ISE	FOM
Proposto	28	0,0038	15,6429	1,6731	9,3494
Lee <i>et al.</i>	26	0,0062	16,8462	2,7180	6,1980
Marji e Siy	16	0,0129	27,3750	5,6625	4,8344
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Proposto	146,2511	5,5879	2287,8	3,3398	
Lee <i>et al.</i>	104,4131	2,2804	1759,0	0,8390	
Marji e Siy	132,3425	0,8538	3622,9	0,1508	

Tabela 5.9: Resultados para a forma **Teste** (731 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.


					
Método	HCPs	MSE	CR	ISE	FOM
Proposto	23	0,0004	31,7826	0,3639	87,3453
Lee <i>et al.</i>	20	0,0011	36,5500	0,7860	46,4987
Marji e Siy	16	0,0008	45,6875	0,6112	74,7548
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Proposto	2776,1	240,0432	88230	659,6890	
Lee <i>et al.</i>	1699,5	59,1553	62118	75,2571	
Marji e Siy	3415,4	122,3152	156040	200,1345	

Tabela 5.10: Resultados para a forma **Pássaro** (368 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.


					
Método	HCPs	MSE	CR	ISE	FOM
Proposto	43	0,0044	8,5581	1,6169	5,2928
Lee <i>et al.</i>	22	0,0229	16,7273	8,4534	1,9788
Marji e Siy	30	0,0064	12,2667	2,3434	5,2346
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Proposto	45,2964	3,2733	387,6527	2,0244	
Lee <i>et al.</i>	33,0993	0,2341	553,6604	0,0277	
Marji e Siy	64,2113	2,2338	787,6583	0,9532	

Tabela 5.11: Resultados para a forma **Tartaruga** (1825 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.



					
Método	HCPs	MSE	CR	ISE	FOM
Proposto	198	0,0002	9,2172	0,3834	24,0434
Lee <i>et al.</i>	230	0,0004	7,9348	0,7196	11,0260
Marji e Siy	127	0,0009	14,3701	1,6951	8,4775
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Proposto	221,6125	62,7185	2042,6	163,6042	
Lee <i>et al.</i>	87,4889	15,3215	694,2057	21,2904	
Marji e Siy	121,8227	5,0013	1750,6	2,9505	

Tabela 5.12: Resultados para a forma **Menino** (1570 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.

					
Método	HCPs	MSE	CR	ISE	FOM
Proposto	56	0,0007	28,0357	1,0966	25,5661
Lee <i>et al.</i>	82	0,0004	19,1463	0,6145	31,1552
Marji e Siy	52	0,0009	30,1923	1,3461	22,4295
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Proposto	716,7644	23,3141	20095	21,2604	
Lee <i>et al.</i>	677,1978	16,6626	20446	12,3784	
Marji e Siy	596,5084	50,6962	11421	82,4937	

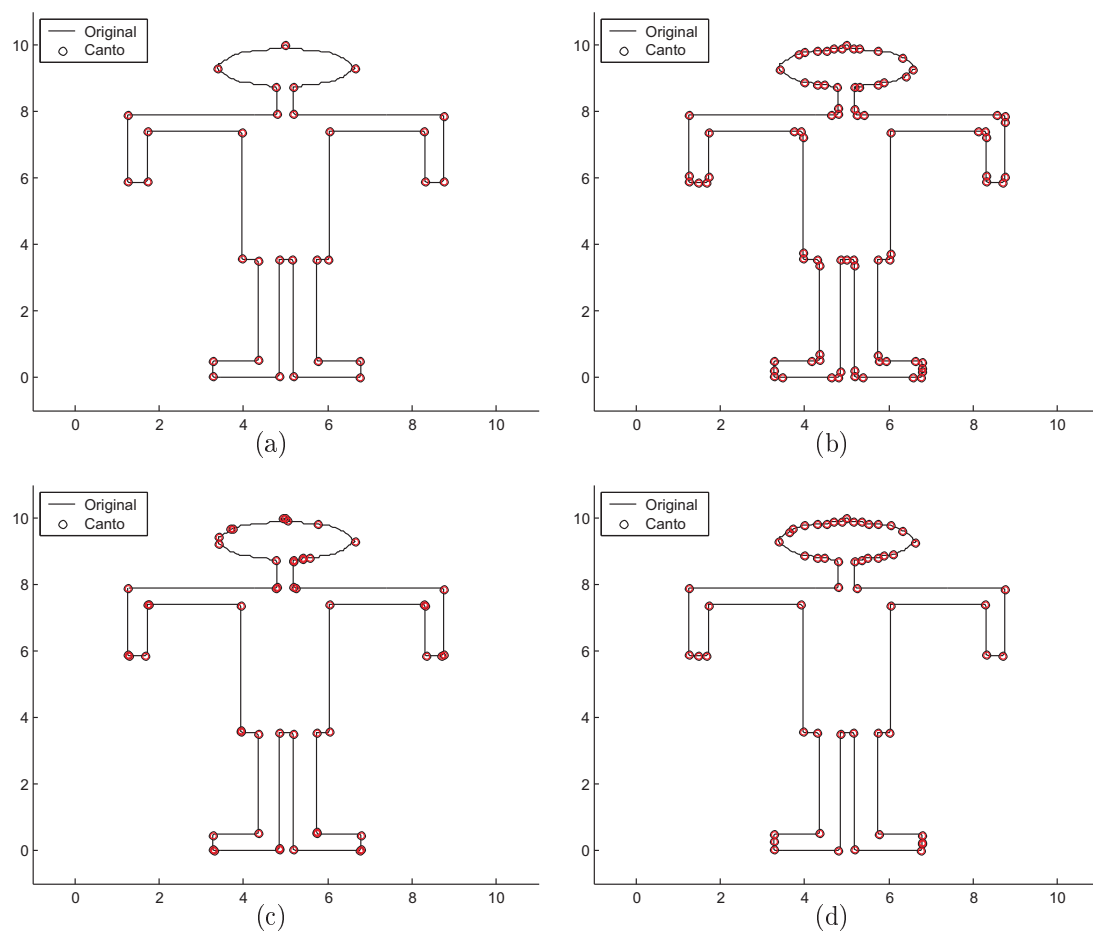


Figura 5.6: Forma **Menino**: (a) solução de referência, (b) Lee *et al.*, (c) Marji e Siy e (d) detecção com método proposto.

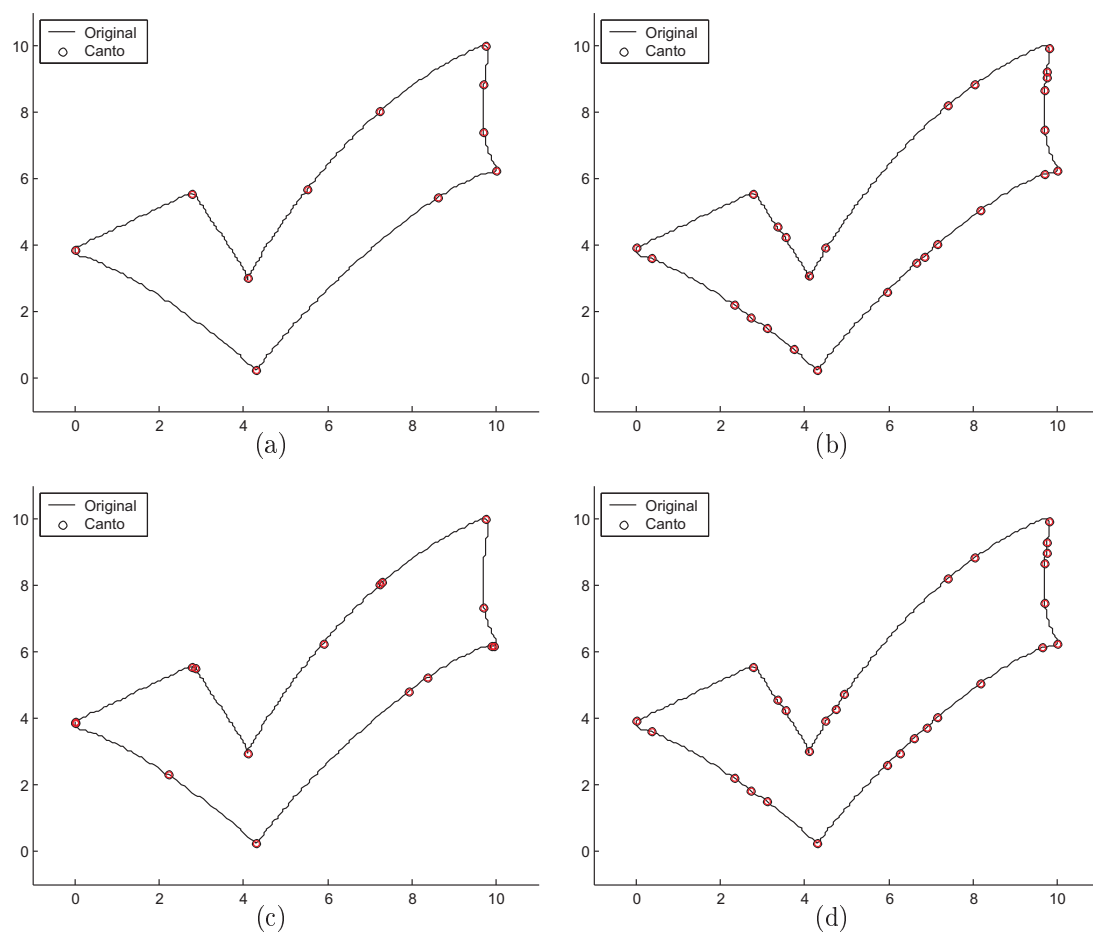


Figura 5.7: Forma **Marca**: (a) solução de referência, (b) Lee *et al.*, (c) Marji e Siy e (d) detecção com método proposto.

5.4 Considerações Finais

Este capítulo apresenta os métodos de reconstrução e as medidas aplicadas na avaliação do desempenho das diferentes abordagens da metodologia e dos demais métodos da literatura utilizados para testes e comparações. Ao final são apresentados os resultados deste trabalho e a discussão dos mesmos.

A conclusão alcançada e as perspectivas acerca deste trabalho são apresentadas no capítulo seguinte.

Capítulo 6

Conclusões

Nesta dissertação são apresentados alguns conceitos relacionados à análise de formas, enfocando a representação de cantos a partir de seus pontos de mais alto valor de curvatura. Fez-se um levantamento de abordagens *wavelets* utilizadas na literatura para esta representação com o objetivo de investigar um método de detecção de cantos mais adequado, do ponto de vista do menor erro de reconstrução e da compactação da forma.

Para validar o método proposto, o mesmo foi comparado com outros métodos estudados. Posteriormente, realizou-se uma análise quantitativa de desempenho dos detectores de cantos através de medidas de avaliação da reconstrução e da compactação. Vale ressaltar que foi proposta uma nova medida para comparação de algoritmos de detecção de cantos que é complementar às demais e que privilegia o menor erro de reconstrução. Observando a disposição dos cantos identificados em cada método, percebeu-se uma relação entre a localização dos cantos no contorno e o erro de reconstrução. Com o uso de uma solução de referência em cada forma, notou-se que o alcance do menor erro é intrínseco à localização mais precisa dos cantos identificados. Como resultado da avaliação, é confirmada a eficiência da abordagem proposta para o conjunto de formas de teste utilizadas.

6.1 Contribuições

Devido ao problema da discretização da forma e da variedade de técnicas aplicadas nesta representação, este tema requer contínuo aprimoramento e vários estudos têm sido realizados neste campo. Dentre as contribuições deste trabalho,

pode-se citar:

- ▶ associação da transformada *wavelet* não-decimada a outras técnicas já conhecidas na literatura com o objetivo de detectar cantos;
- ▶ projeto de um detector de cantos adequado a formas com muitas regiões curvas em seu contorno;
- ▶ proposta de uma nova Figura de Mérito (FOM_{ISE_n}) cujo objetivo é destacar os melhores detectores de cantos disponíveis na literatura quanto à fidelidade na reconstrução da forma, destacando os seus pontos relevantes.

O estudo realizado nesta dissertação resultou em um artigo publicado no IEEE International Telecommunications Symposium 2006:

Artigo referenciado (DE PAULA et al., 2006) *Correlating Multiple Redundant Scales for Corner Detection*: Este artigo propõe um detector de cantos que associa a função de angulação para extração do sinal de contorno, a transformada *wavelet* não-decimada Chapéu Mexicano e a seleção dos cantos a partir da correlação das escalas de decomposição.

6.2 Perspectivas de Trabalhos Futuros

Como perspectivas de trabalhos futuros a serem abordados são recomendadas as seguintes investigações:

- ▶ explorar esta metodologia para o processamento de imagens em níveis de cinza, ainda com o intuito de detecção de cantos, descartando o processo de segmentação prévia;
- ▶ aplicar esta abordagem *wavelet* para compactação de informações de imagens, como armazenamento e recuperação de formas de pacientes humanos em base de dados clínicos;
- ▶ combinação do método proposto a outros presentes na literatura de modo que sejam incorporadas habilidades para detecção de cantos em formas que contenham curvas e retas.

Técnicas de Processamento Digital de Imagens Utilizadas

A.1 Código da Cadeia

O código da cadeia proposto por Freeman (FREEMAN, 1961) é uma representação do contorno bastante difundida na literatura. A Figura A.1 exibe a representação deste código, em que ao centro está o pixel a ser processado e ao seu redor o número que indica a que vizinho ele está conectado.

3	2	1
4	•	0
5	6	7

Figura A.1: Código da cadeia. Figura baseada em (GONZALEZ; WOODS, 2002).

No caso da Figura A.1 pode-se utilizar o código da cadeia de conectividade-8, ou vizinhança de 8, com cada vizinho sendo representado por um número variando de 0 a 7. Estes números são os códigos da cadeia utilizados. Deve-se observar inicialmente que os vizinhos são numerados no sentido anti-horário, iniciando pelo pixel vizinho à direita. Em seguida busca-se o próximo vizinho e armazena o seu número correspondente como pode ser visualizado na Figura A.2.

Na Figura A.2 considera-se o ponto inicial p com o valor $p = (4, 2)$. O próximo

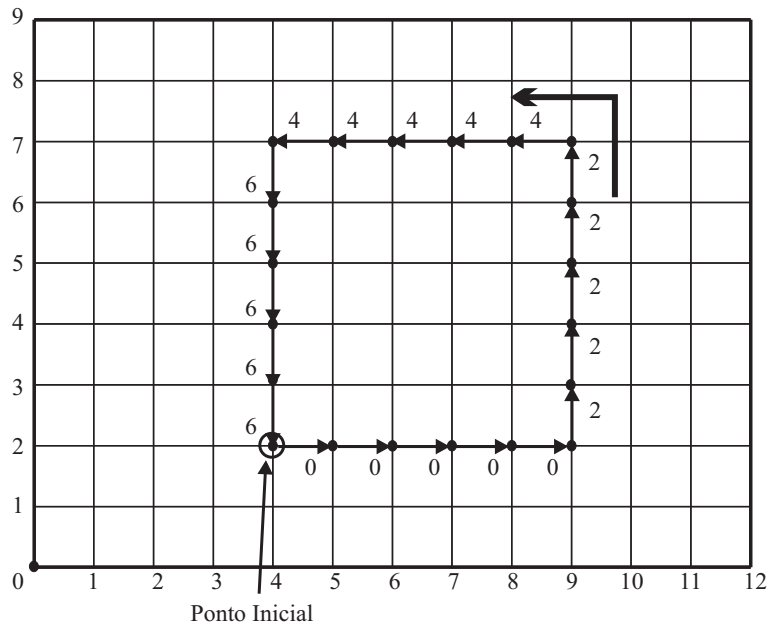


Figura A.2: Exemplo de um contorno representado pelo código da cadeia. Figura baseada em (GONZALEZ; WOODS, 2002).

vizinho no sentido anti-horário será o pixel à direita, ou seja, $p = (5, 2)$. Sobrepondo o código da Figura A.1 nos pixels vizinhos ao ponto p , ter-se-á no ponto $(5, 2)$ o valor 0 pelo código da cadeia. Seguindo essa sobreposição, o contorno é representado pelo código da cadeia 00000222224444466666 incluindo o ponto inicial $(4, 2)$.

Duas desvantagens podem ser observadas nesta representação: a dependência do ponto inicial para a contagem dos códigos e a variação inerente à rotação da forma (COSTA; CESAR, 2001).

A.2 Cálculo da Curvatura pela Transformada de Fourier

A função de curvatura disposta na Equação 4.2 é obtida no domínio da frequência, e é oriunda do trabalho de César e Costa (CESAR; COSTA, 1996) e discutida em (PASSARINHO, 2005). A idéia base desse método de estimação de curvatura consiste em derivar as expressões para \dot{x} , \ddot{x} , \dot{y} e \ddot{y} usando a transformada de Fourier e sua inversa, que são dadas pelas Equações A.1 e A.2, respectivamente para o sinal x .

$$X(s) = F\{x(t)\} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-i2\pi ts} dt \quad (\text{A.1})$$

$$x(t) = F^{-1}\{X(s)\} = \int_{-\infty}^{+\infty} X(s)e^{i2\pi ts} ds \quad (\text{A.2})$$

Assumindo que \dot{x} , \ddot{x} , \dot{y} e \ddot{y} sejam a primeira e a segunda derivadas de x e y , respectivamente, o teorema da diferenciação conduz às seguintes equações:

$$\dot{X} = F\{\dot{x}(t)\} = i2\pi sX(s), \quad (\text{A.3})$$

$$\ddot{X} = F\{\ddot{x}(t)\} = -(2\pi s)^2 X(s), \quad (\text{A.4})$$

$$\dot{Y} = F\{\dot{y}(t)\} = i2\pi sY(s), \quad (\text{A.5})$$

$$\ddot{Y} = F\{\ddot{y}(t)\} = -(2\pi s)^2 Y(s). \quad (\text{A.6})$$

A notação adotada para \dot{X} , \ddot{X} , \dot{Y} e \ddot{Y} representa a transformada de Fourier de \dot{x} , \ddot{x} , \dot{y} e \ddot{y} e não as derivadas no domínio da frequência. As Equações A.3 a A.6 podem ser usadas para calcular \dot{x} , \ddot{x} , \dot{y} e \ddot{y} através da transformada inversa de Fourier (Equação A.2):

$$\dot{x} = F^{-1}\{\dot{X}(t)\} = i2\pi F^{-1}\{sX(s)\}, \quad (\text{A.7})$$

$$\ddot{x} = F^{-1}\{\ddot{X}(t)\} = -(2\pi)^2 F^{-1}\{s^2 X(s)\}, \quad (\text{A.8})$$

$$\dot{y} = F^{-1}\{\dot{Y}(t)\} = i2\pi F^{-1}\{sY(s)\}, \quad (\text{A.9})$$

$$\ddot{y} = F^{-1}\{\ddot{Y}(t)\} = -(2\pi)^2 F^{-1}\{s^2 Y(s)\}. \quad (\text{A.10})$$

As Equações A.7 a A.10 são substituídas na Equação 4.2 para se obter a Equação

A.11.

$$k(t_0) = \frac{F^{-1}\{sX(s)\}F^{-1}\{s^2Y(s)\} - F^{-1}\{s^2X(s)\}F^{-1}\{sY(s)\}}{[(F^{-1}\{sX(s)\})^2 + (F^{-1}\{sY(s)\})^2]^{3/2}} \quad (\text{A.11})$$

A Equação A.11 relaciona a curvatura $k(t_0)$ e a composição espectral do contorno e pode ser usada para estimação da curvatura de contornos digitais planos. Os parâmetros s assumiriam os valores $-\lfloor N/2 \rfloor, \dots, N - \lfloor N/2 \rfloor - 1$, em que N é o número de pontos no contorno amostrado, e $\lfloor x \rfloor^1$ é a função de truncamento que retorna o maior inteiro menor que x . Portanto, somente a parte real da transformada inversa dos sinais diferenciados deveria ser considerada.

A Equação A.12 apresenta a função Gaussiana nos domínios espacial $g(t)$ e da frequência $G(s)$, respectivamente, para ser utilizada na filtragem multiescala no processo de estimação da curvatura (COSTA; CESAR, 2001) com o intuito de amenizar a energia de alta-freqüência. Este processo é efetuado simplesmente multiplicando uma série de funções Gaussianas com desvios padrões distintos, aos espectros dos sinais x e y antes de aplicar a Equação A.11. Os espectros suavizados obtidos são denotados por $X'(s)$ (Equação A.13) e $Y'(s)$ (Equação A.14).

$$g(t) = \exp\{-2\pi^2 t^2 \sigma^2\} \stackrel{F}{\Leftrightarrow} G(s) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{s^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (\text{A.12})$$

$$X'(s) = X(s)G(s) \quad (\text{A.13})$$

$$Y'(s) = Y(s)G(s) \quad (\text{A.14})$$

Como as energias dos sinais do contorno parametrizado estão tipicamente concentradas nas regiões espectrais mais baixas, a propriedade de escalamento na amplitude implica que a filtragem passa-baixas com uma função Gaussiana, com desvios padrões reduzidos, produzirá sinais x e y reconstruídos com menor magnitude (CESAR; COSTA, 1996). Para eliminar esse inconveniente é necessário fazer uma correção na energia perdida por esse efeito indesejado. Esta correção é apresentada e discutida no trabalho de César e Costa (1996).

¹Em algumas linguagens de programação esta operação é realizada pelo comando *floor*.

Apêndice **B**

Resultados Adicionais de Simulação

Neste apêndice são apresentados resultados adicionais aos exibidos no Capítulo 5 e que foram obtidos através da simulação dos métodos aplicados nesta dissertação. As seções a seguir descrevem, para cada abordagem, os parâmetros de entrada das ferramentas aplicadas na metodologia. Em seguida são apresentados os resultados encontrados na Seções 5.3.1 e 5.3.2 com a identificação dos cantos detectados seguida da reconstrução das formas por meio da interpolação *spline* em cada método trabalhado. Ao final deste apêndice são dispostos outros resultados de simulação que não foram apresentados em capítulos anteriores.

B.1 Abordagem I

A Abordagem I segue o esquema presente na Figura B.1. As Figuras B.2 a B.7 apresentam os resultados alcançados com as formas trabalhadas com esta metodologia. Neste caso é usada a função de angulação em que a mesma tem como parâmetro o passo de suavização $q = 3$. Na decomposição do sinal aplicou-se a transformada *wavelet* Chapéu Mexicano com um desvio-padrão de valor 1,2. A correlação entre as escalas foi empregada para a fase de seleção de cantos.

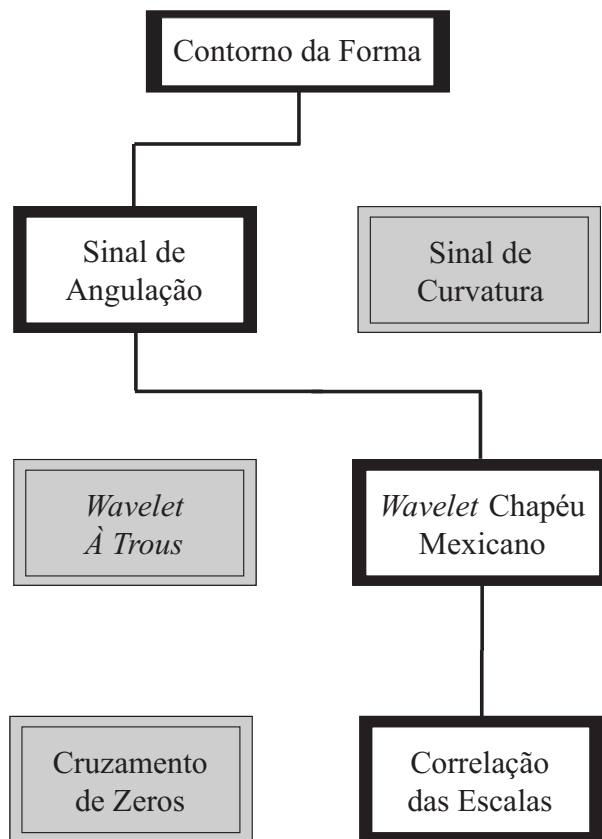


Figura B.1: Diagrama de blocos da Abordagem I.

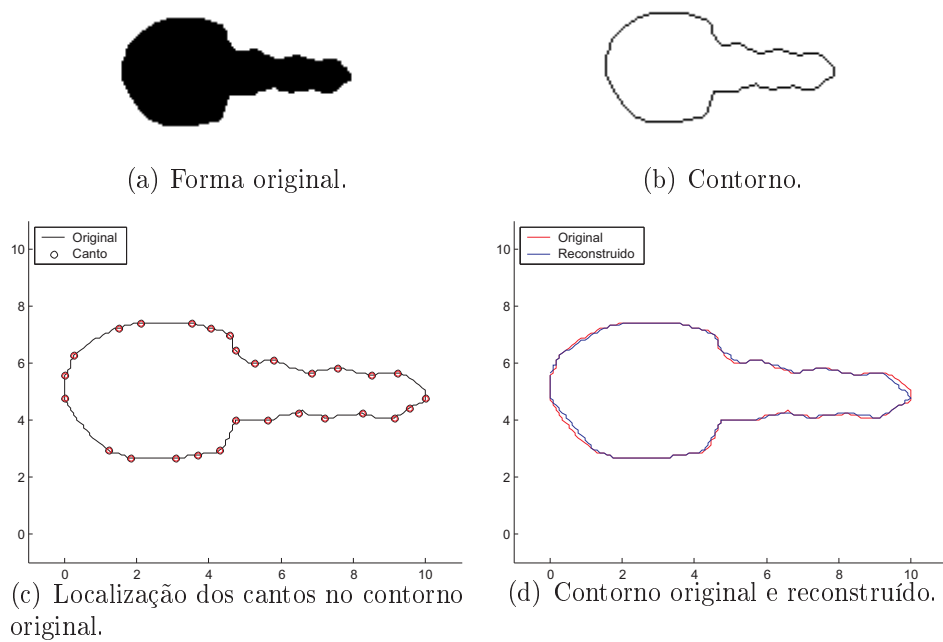


Figura B.2: Resultado da Abordagem I para a forma **Chave**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

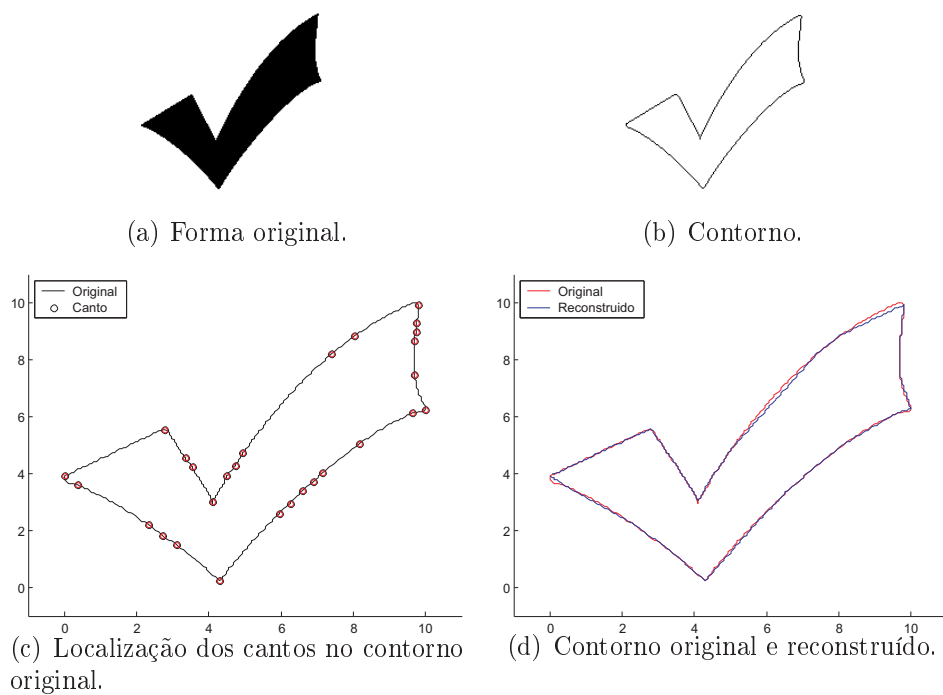


Figura B.3: Resultado da Abordagem I para a forma **Marca**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

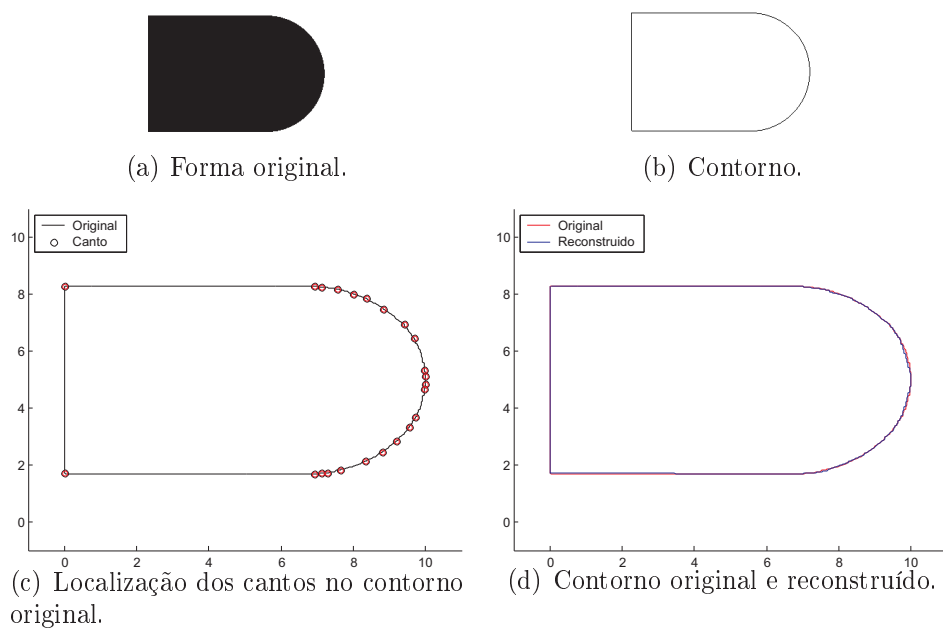


Figura B.4: Resultado da Abordagem I para a forma **Teste**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

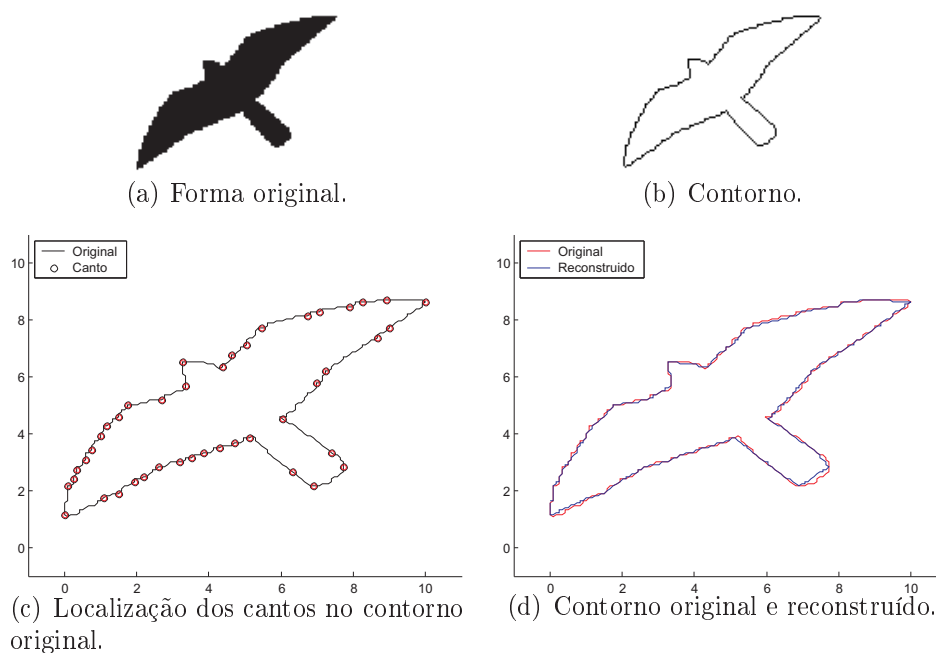


Figura B.5: Resultado da Abordagem I para a forma **Pássaro**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

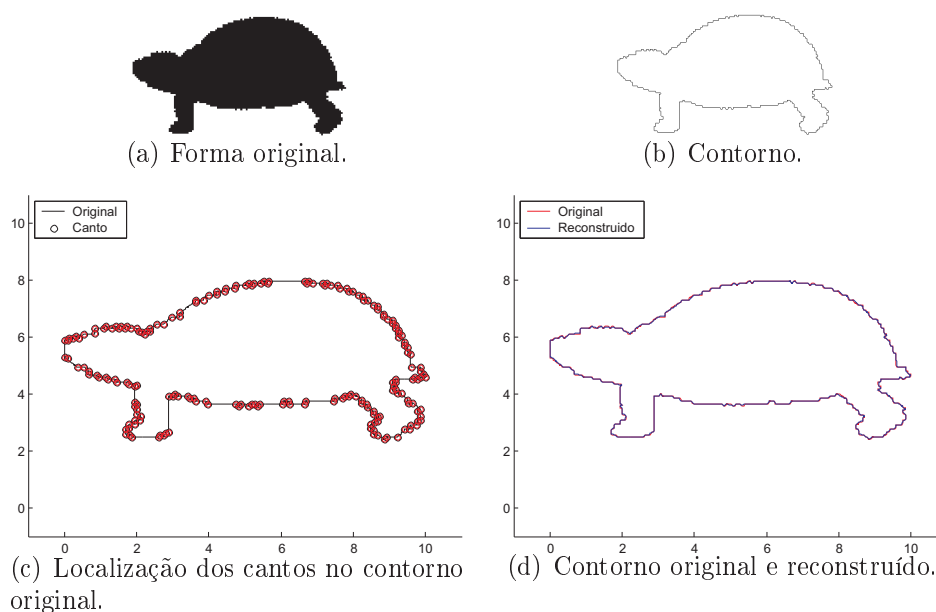


Figura B.6: Resultado da Abordagem I para a forma **Tartaruga**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

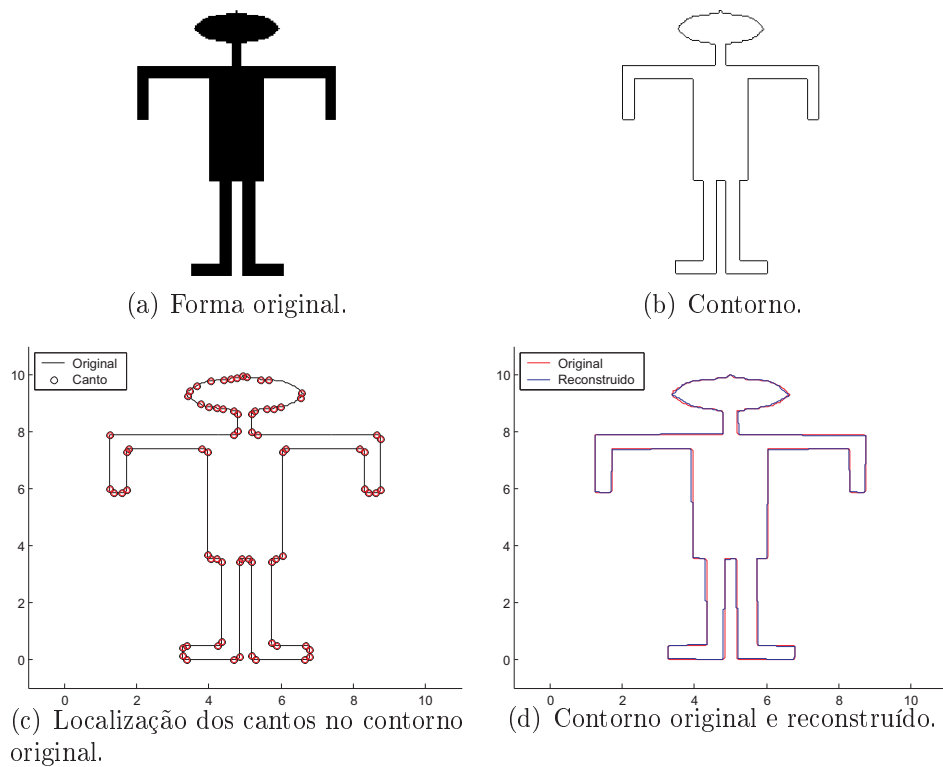


Figura B.7: Resultado da Abordagem I para a forma **Menino**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

B.2 Abordagem II

A Abordagem II segue o esquema presente na Figura B.8. Os resultados alcançados com as formas trabalhadas com esta abordagem são apresentados nas Figuras B.9 a B.14. Nesta abordagem é usada a função de curvatura em que a mesma tem como parâmetro o desvio-padrão da função de curvatura de valor igual a 64. Na decomposição do sinal aplicou-se a transformada *wavelet* Chapéu Mexicano com um desvio-padrão de valor 1,2. A correlação entre as escalas foi empregada para a fase de seleção de cantos.

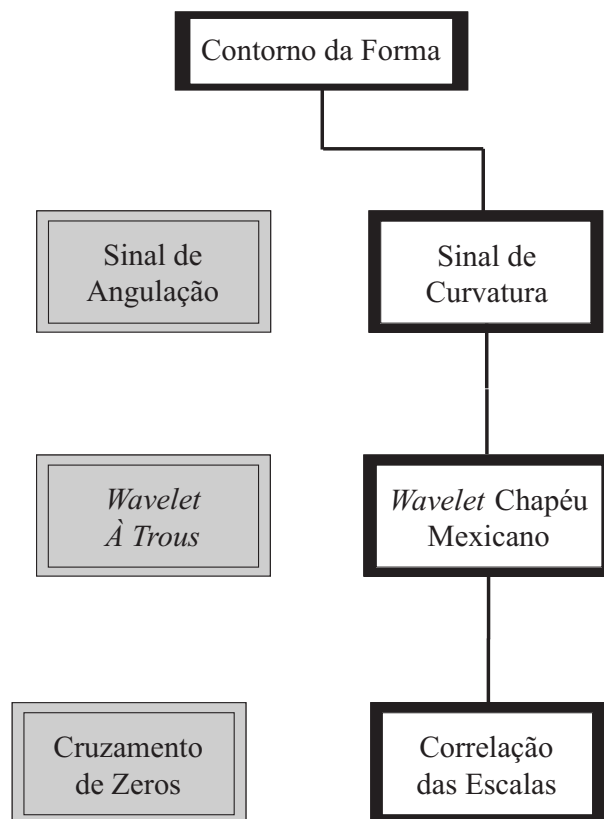


Figura B.8: Diagrama de blocos da Abordagem II.

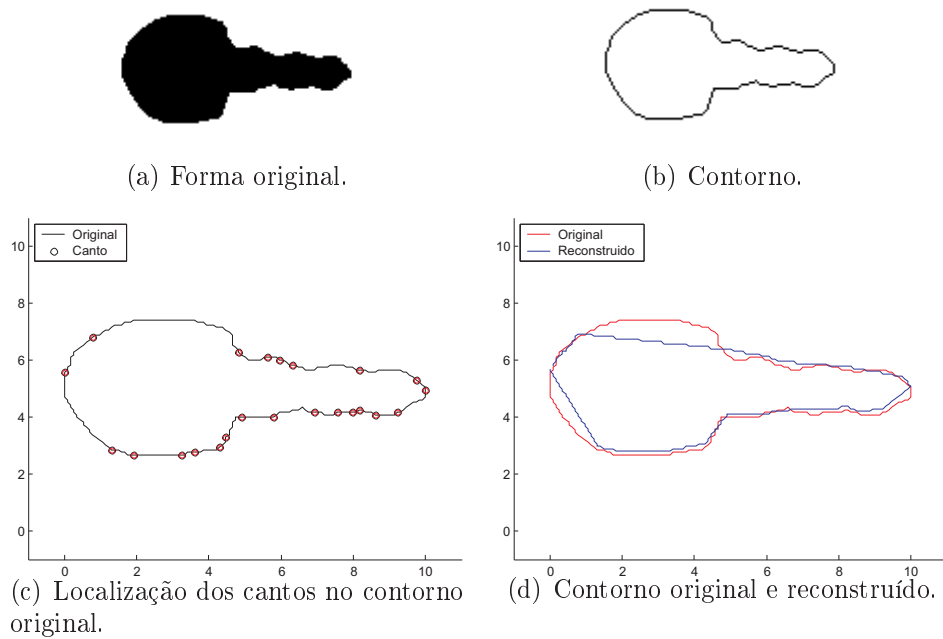


Figura B.9: Resultado da Abordagem II para a forma **Chave**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

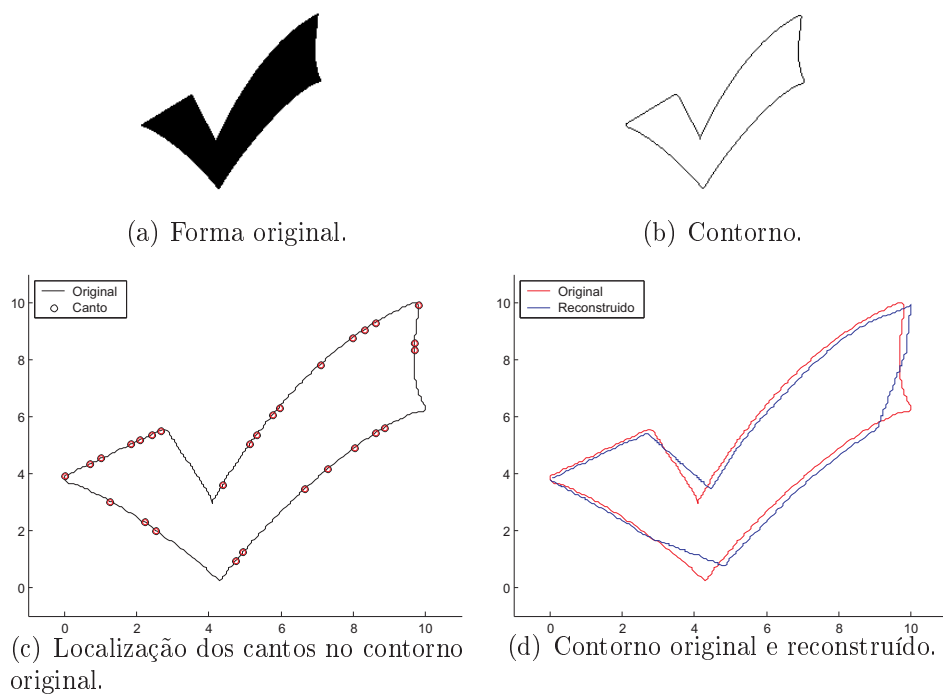


Figura B.10: Resultado da Abordagem II para a forma **Marca**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

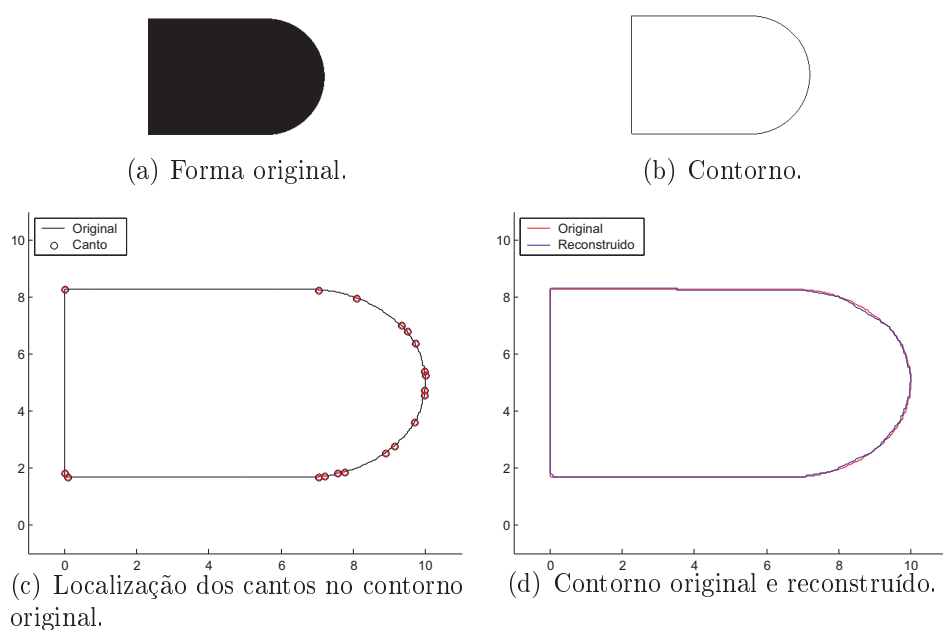


Figura B.11: Resultado da Abordagem II para a forma **Teste**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

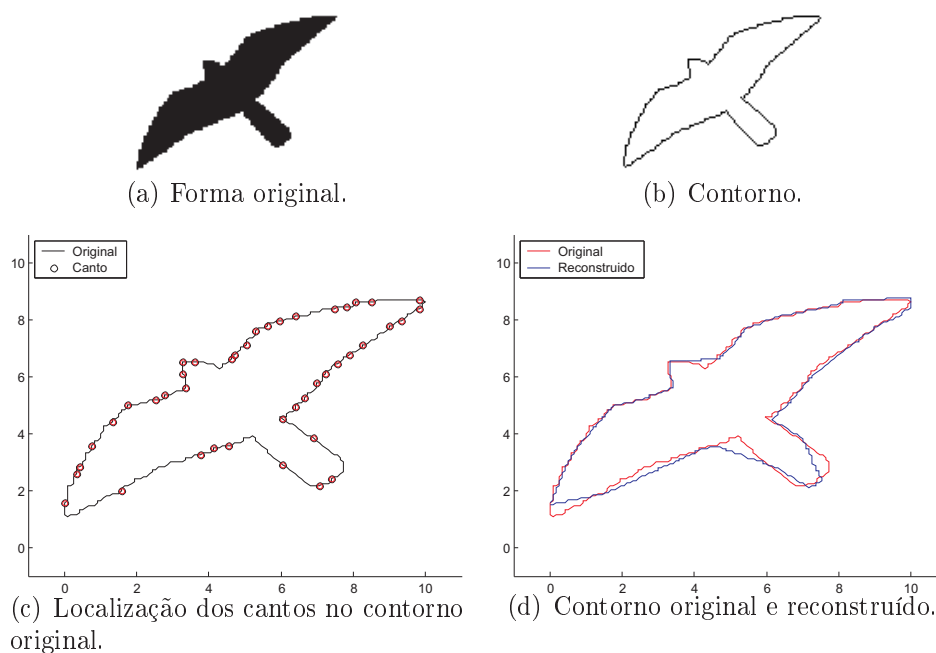


Figura B.12: Resultado da Abordagem II para a forma **Pássaro**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

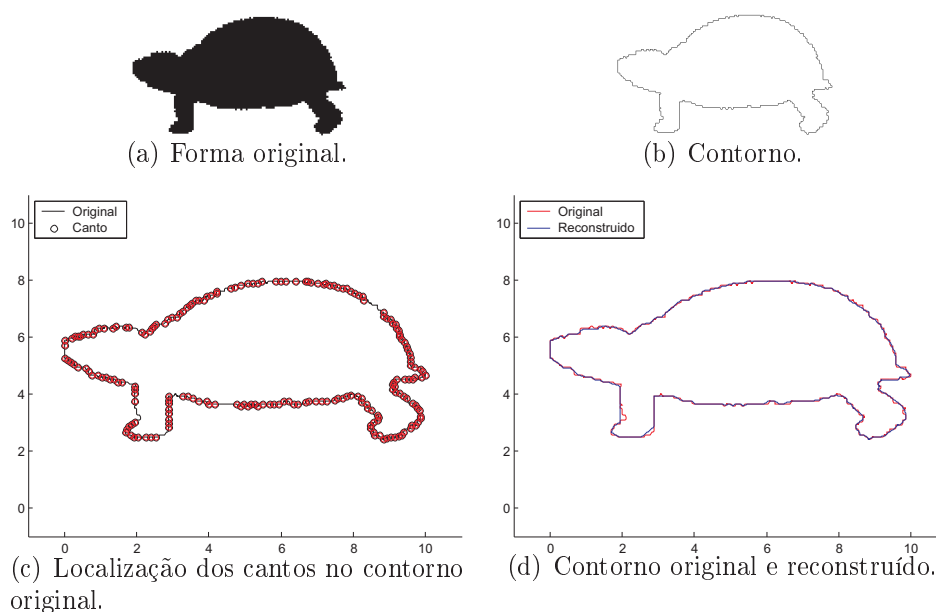


Figura B.13: Resultado da Abordagem II para a forma **Tartaruga**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

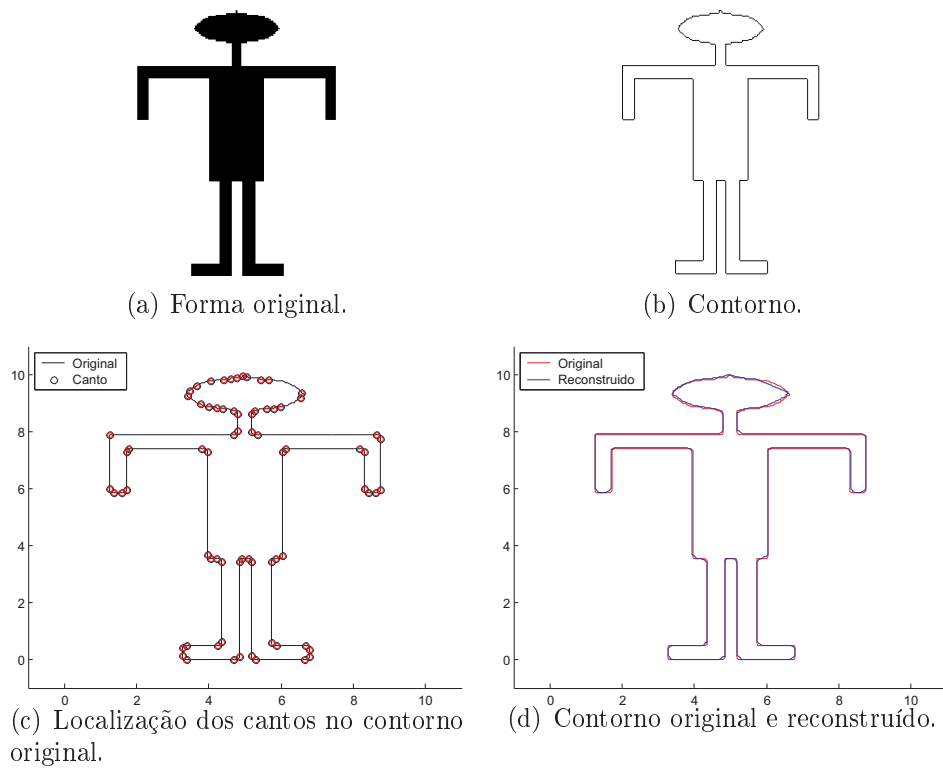


Figura B.14: Resultado da Abordagem II para a forma **Menino**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

B.3 Abordagem III

A Abordagem III segue o esquema presente na Figura B.15. Os resultados alcançados com as formas trabalhadas para esta abordagem são apresentados nas Figuras B.16 a B.25. Nesta abordagem é usada a função de curvatura em que a mesma tem como parâmetro o desvio-padrão da função de curvatura de valor igual a 64. Na decomposição do sinal aplicou-se a transformada *wavelet À Trous*. A correlação entre as escalas foi empregada para a fase de seleção de cantos.

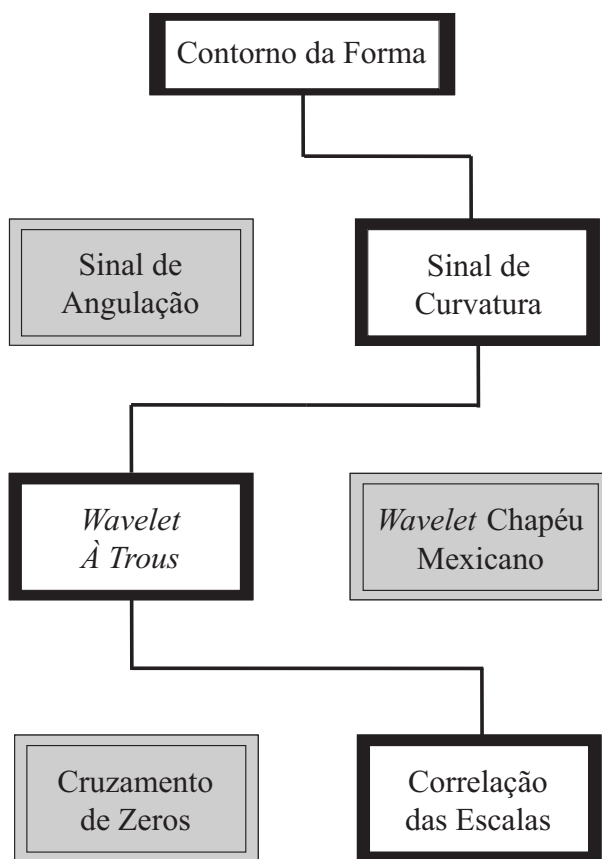


Figura B.15: Diagrama de blocos da Abordagem III.

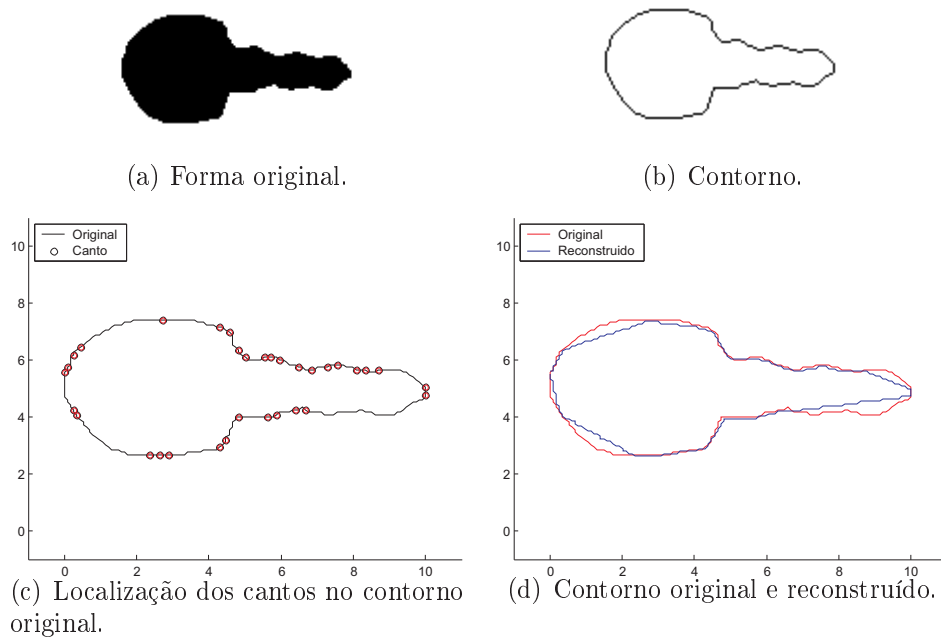


Figura B.16: Resultado da Abordagem III para a forma **Chave**. Decomposição *Wavelet À Trous* com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

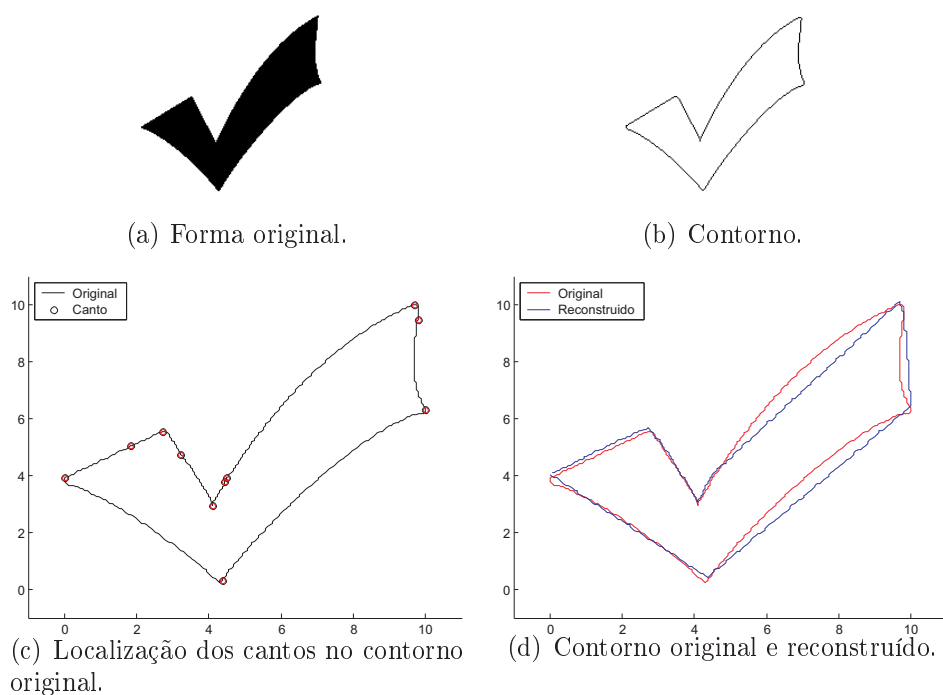


Figura B.17: Resultado da Abordagem III para a forma **Marca**. Decomposição *Wavelet À Trous* com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

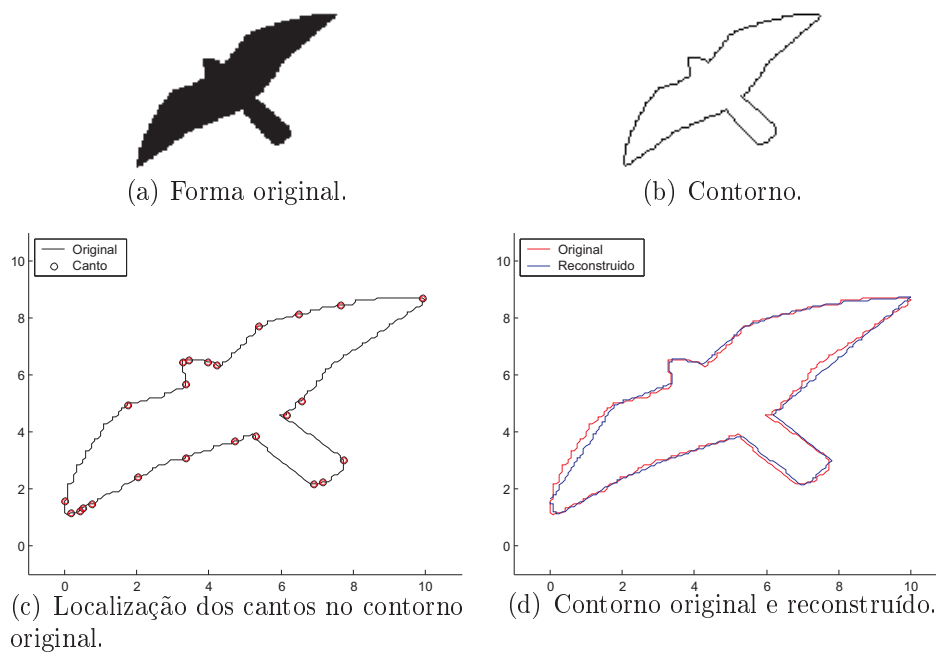


Figura B.18: Resultado da Abordagem III para a forma **Pássaro**. Decomposição *Wavelet À Trous* com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

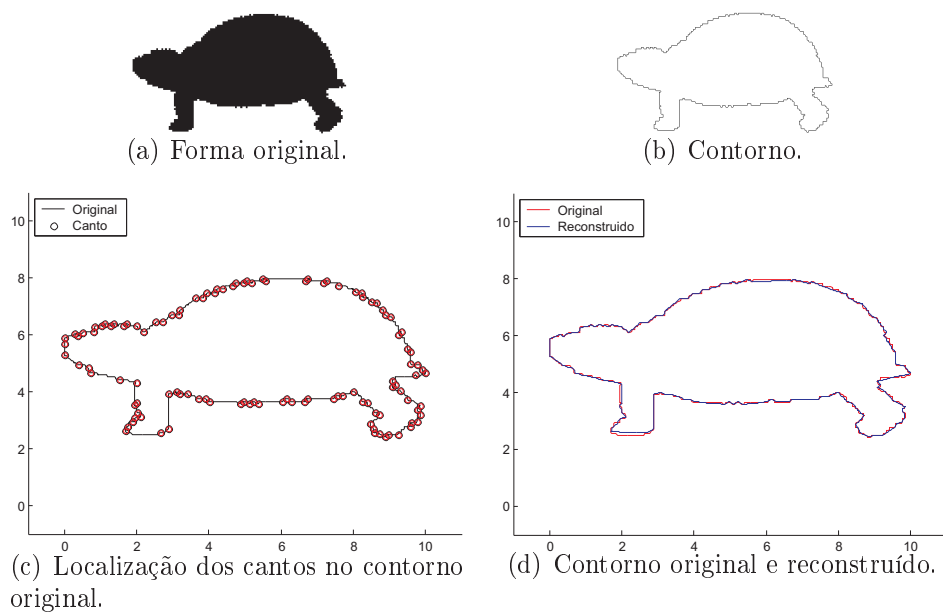


Figura B.19: Resultado da Abordagem III para a forma **Tartaruga**. Decomposição *Wavelet À Trous* com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

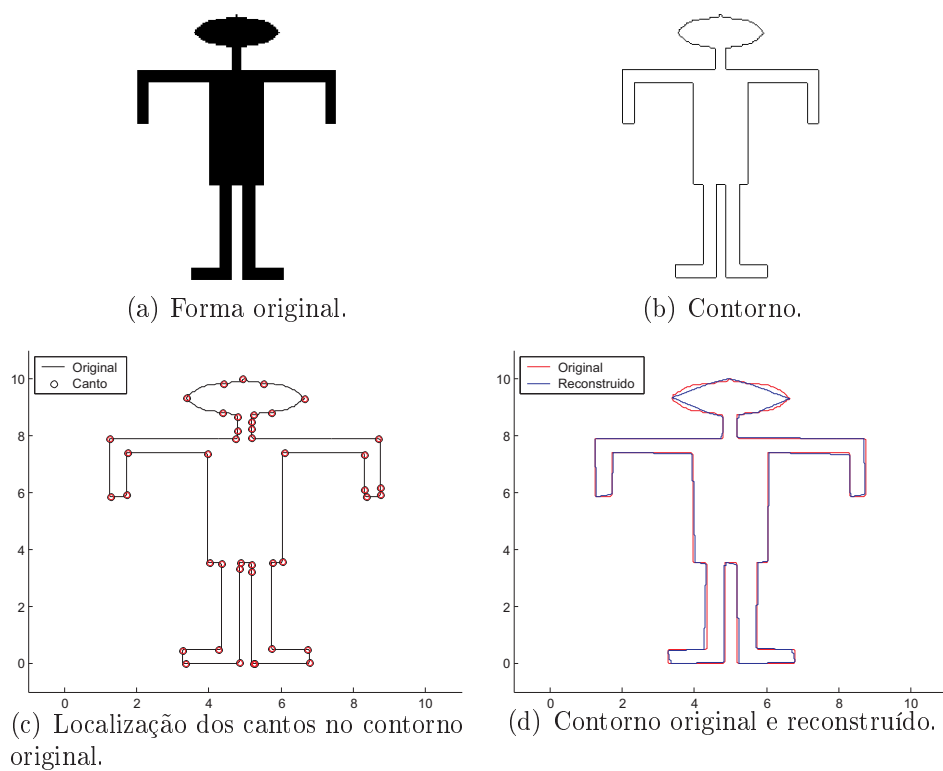


Figura B.20: Resultado da Abordagem III para a forma **Menino**. Decomposição *Wavelet* *À Trous* com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

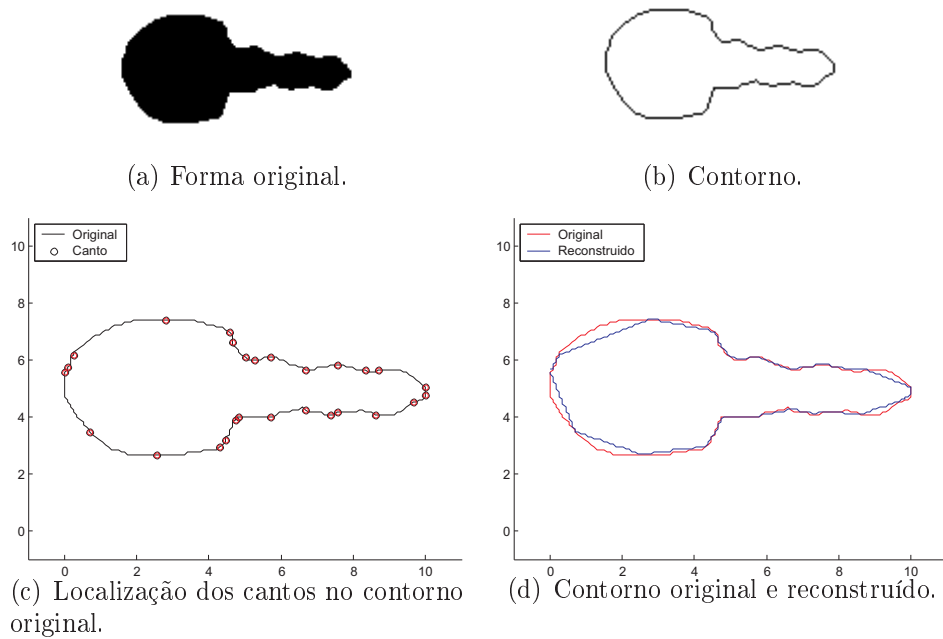


Figura B.21: Resultado da Abordagem III para a forma **Chave**. Decomposição *Wavelet À Trous* com função *b-spline*. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

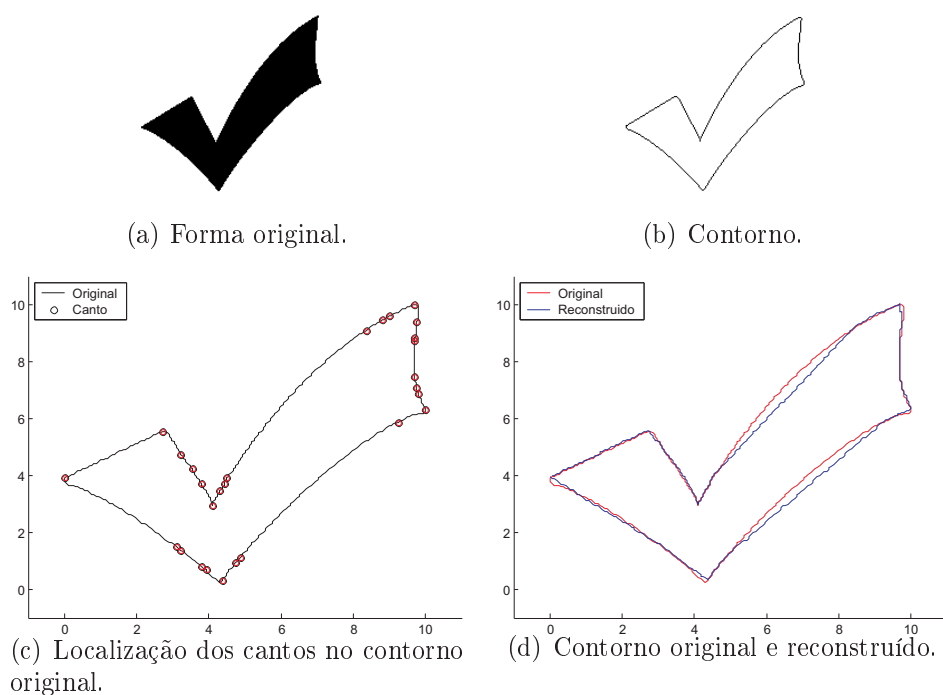


Figura B.22: Resultado da Abordagem III para a forma **Marca**. Decomposição *Wavelet À Trous* com função *b-spline*. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

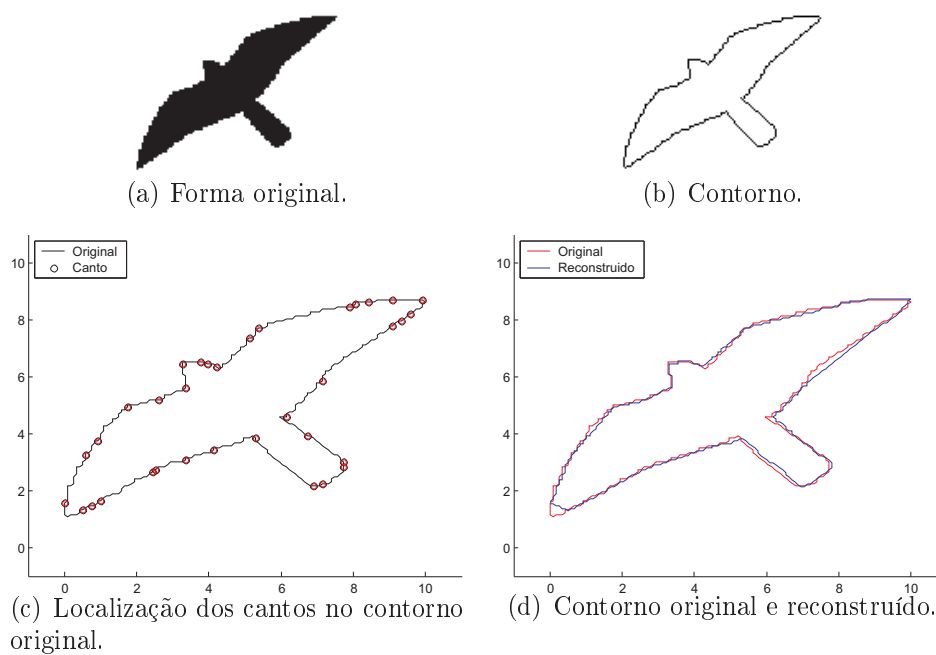


Figura B.23: Resultado da Abordagem III para a forma **Pássaro**. Decomposição *Wavelet À Trous* com função *b-spline*. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

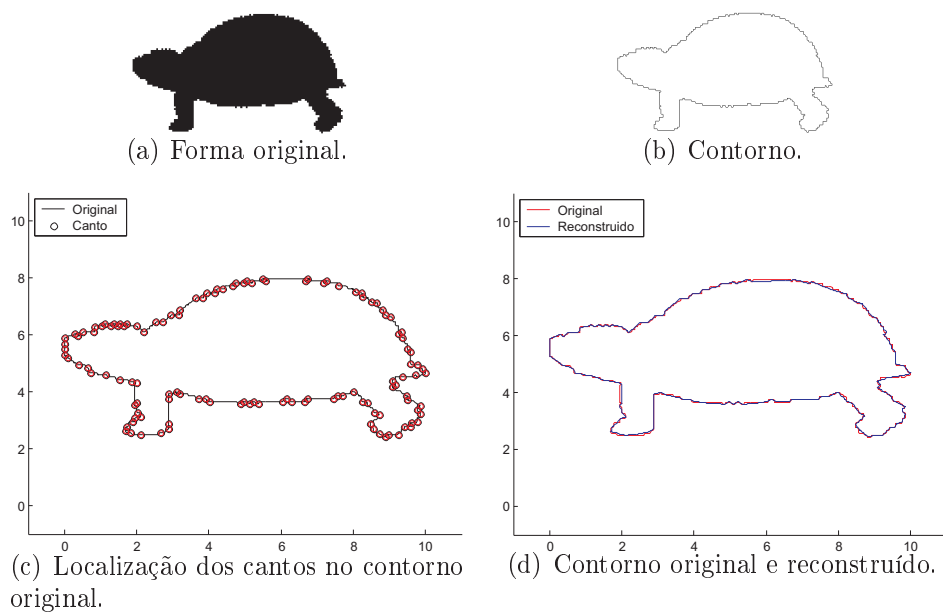


Figura B.24: Resultado da Abordagem III para a forma **Tartaruga**. Decomposição *Wavelet À Trous* com função *b-spline*. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

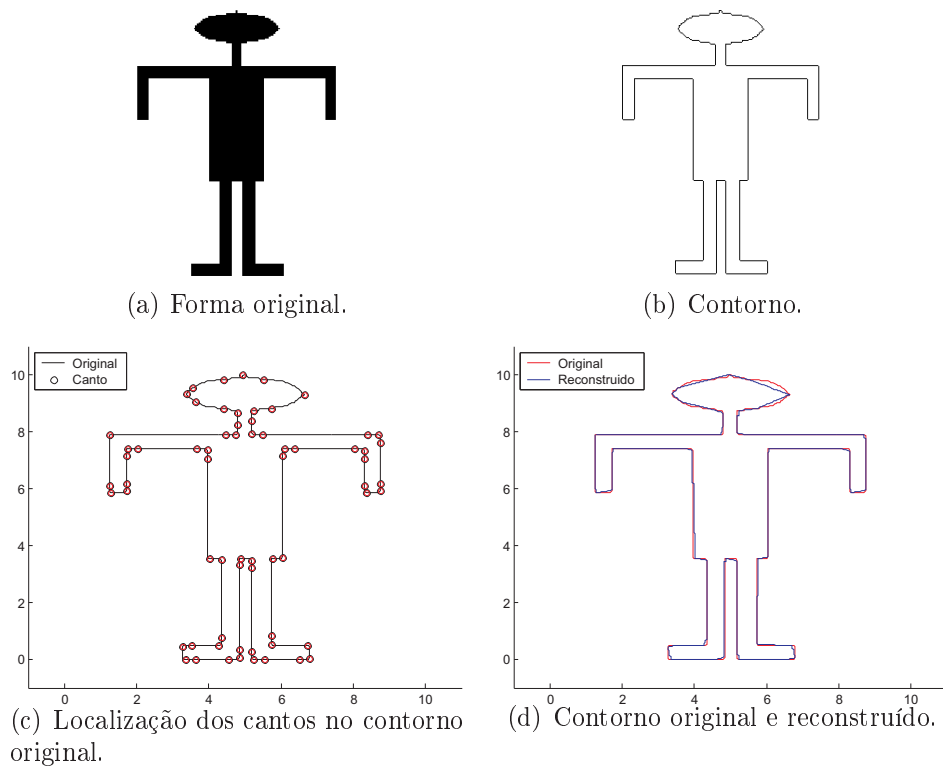


Figura B.25: Resultado da Abordagem III para a forma **Menino**. Decomposição *Wavelet À Trous* com função *b-spline*. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

B.4 Abordagem IV

A Abordagem IV segue o esquema presente na Figura B.26. Os resultados alcançados com as formas trabalhadas com esta abordagem são apresentados nas Figuras B.27 a B.32. Nesta abordagem é usada a função de angulação em que a mesma tem como parâmetro o passo de suavização $q = 3$. Na decomposição do sinal aplicou-se a transformada *wavelet À Trous*. A correlação entre as escalas foi empregada para a fase de seleção de cantos.

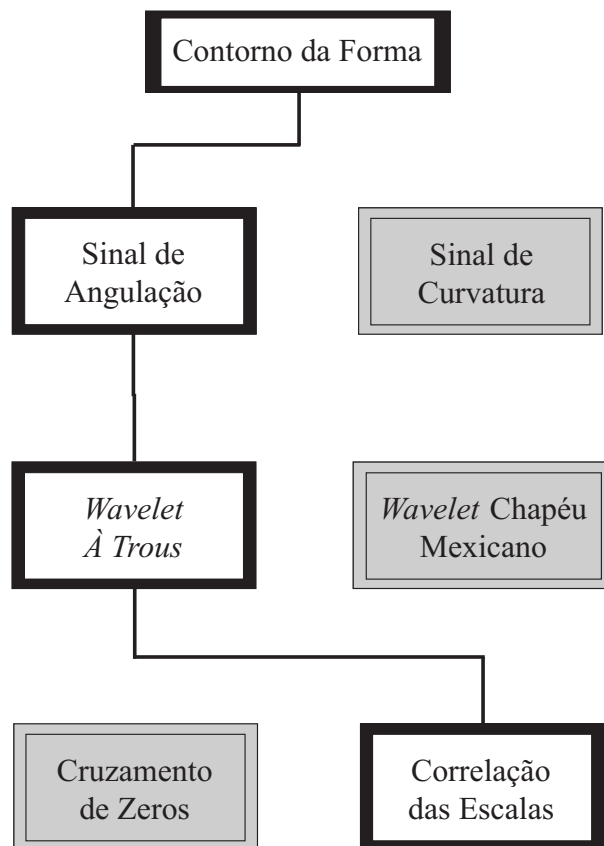


Figura B.26: Diagrama de blocos da Abordagem IV.

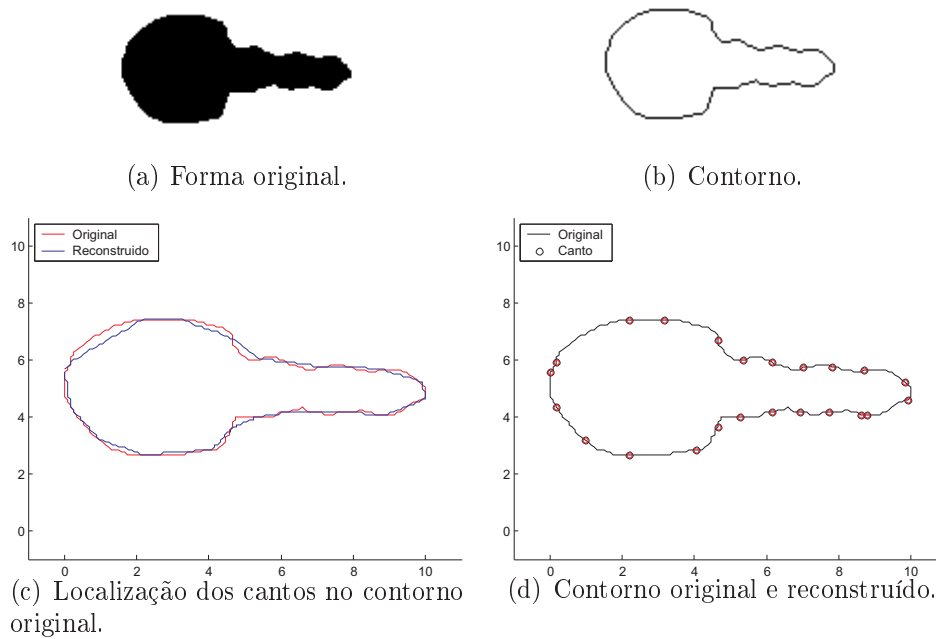


Figura B.27: Resultado da Abordagem IV para a forma **Chave**. Decomposição *Wavelet* À *Trous* com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

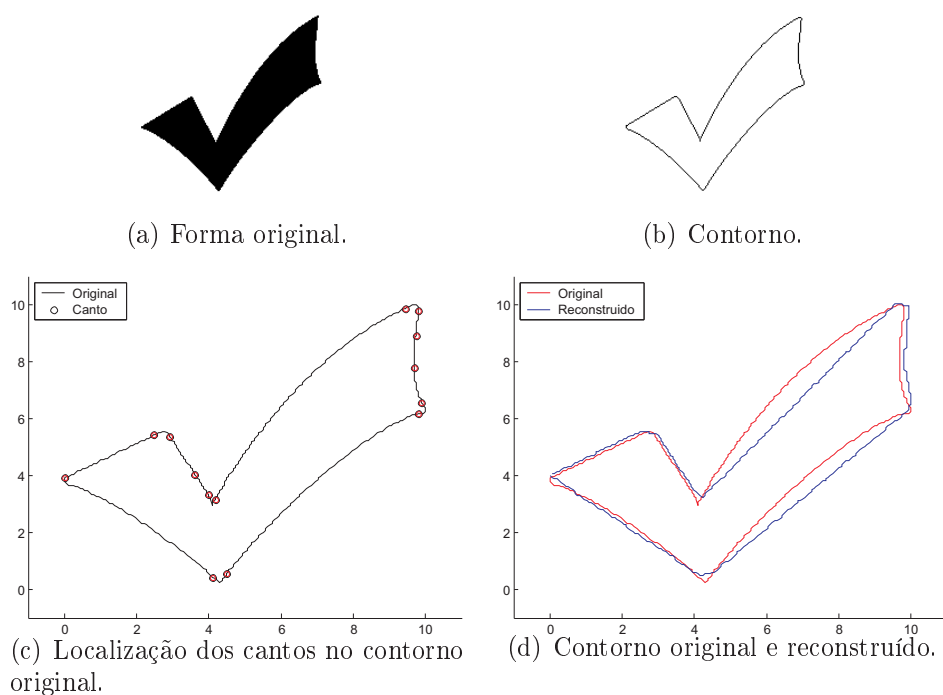


Figura B.28: Resultado da Abordagem IV para a forma **Marca**. Decomposição *Wavelet À Trous* com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

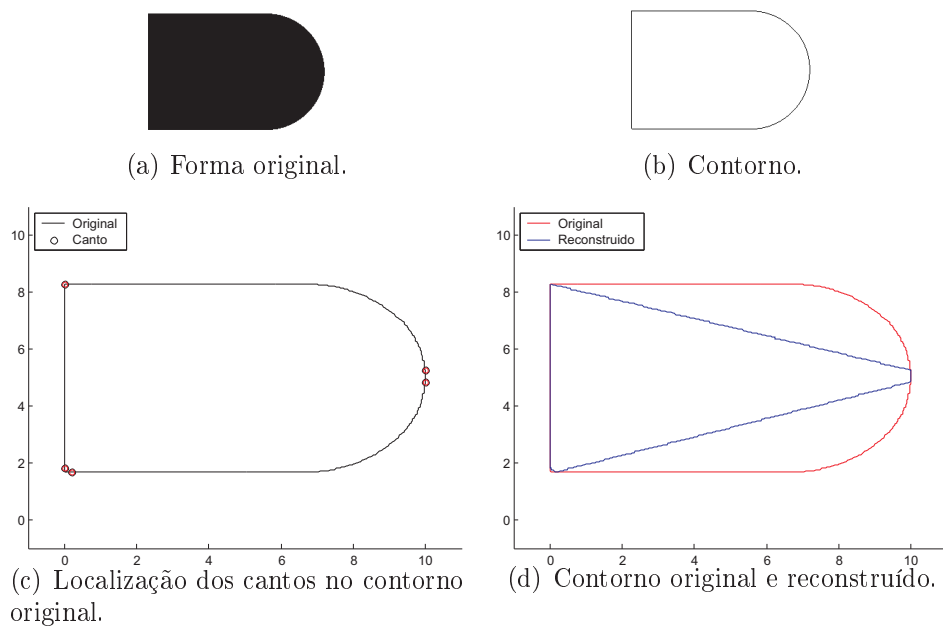


Figura B.29: Resultado da Abordagem IV para a forma **Teste**. Decomposição *Wavelet À Trous* com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

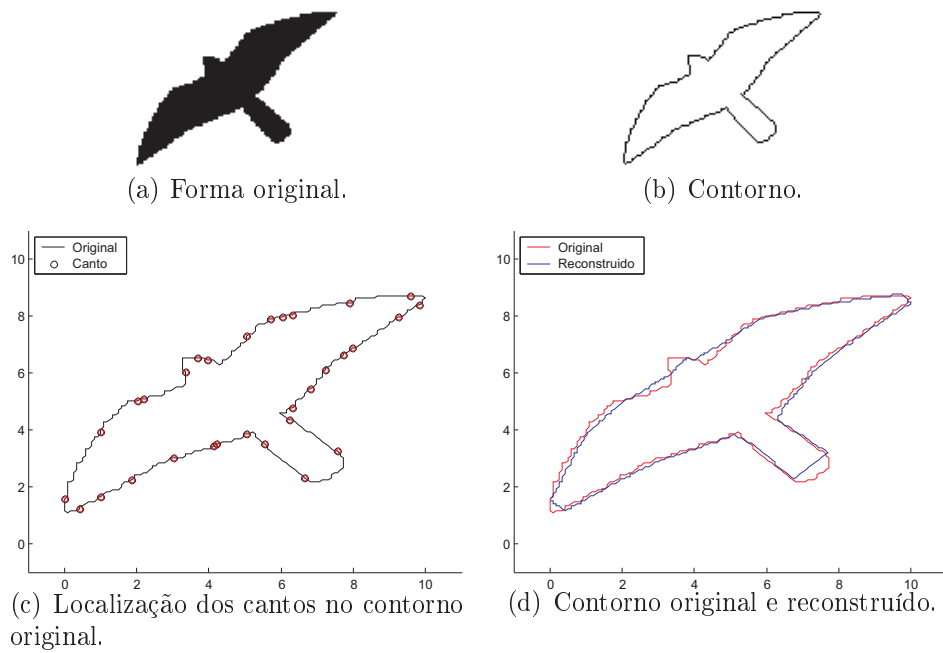


Figura B.30: Resultado da Abordagem IV para a forma **Pássaro**. Decomposição *Wavelet À Trous* com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

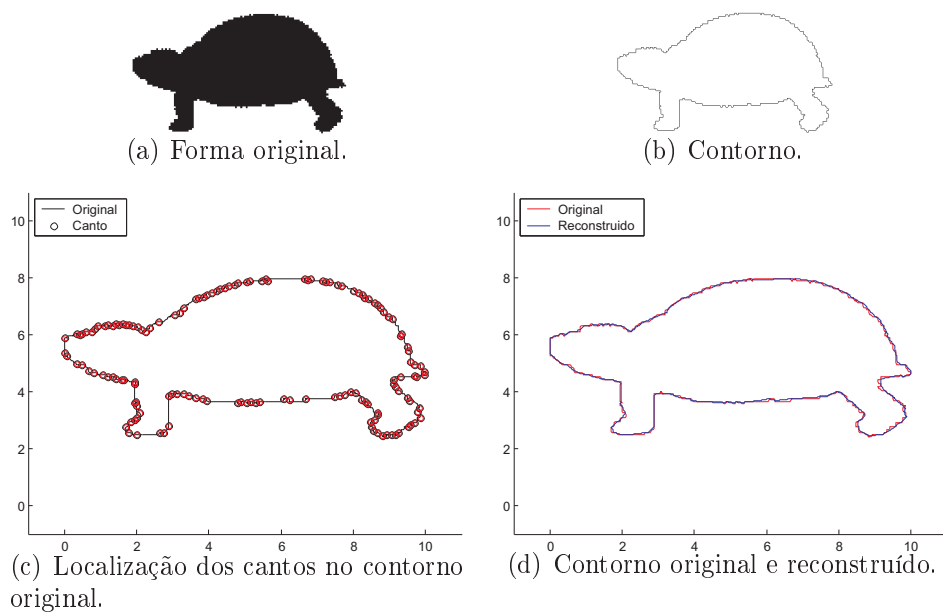


Figura B.31: Resultado da Abordagem IV para a forma **Tartaruga**. Decomposição *Wavelet À Trous* com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

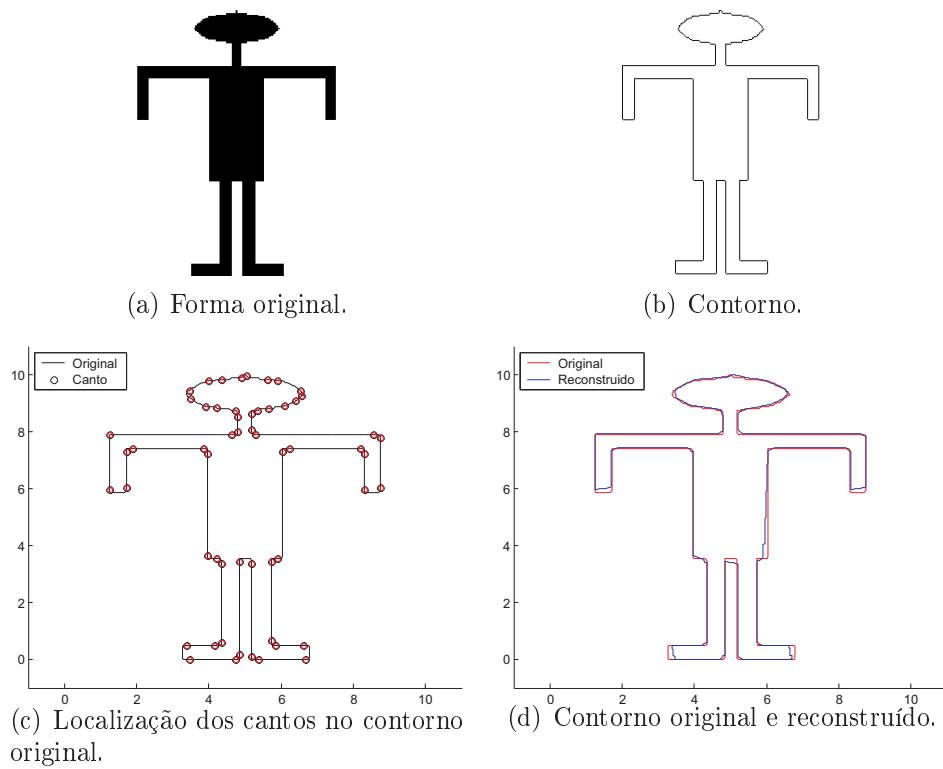


Figura B.32: Resultado da Abordagem IV para a forma **Menino**. Decomposição *Wavelet* *À Trous* com função triangular. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

B.5 Abordagem V

A Abordagem V segue o esquema presente na Figura B.33. Os resultados alcançados com as formas trabalhadas com esta abordagem são apresentados nas Figuras B.34 a B.39. Nesta abordagem é usada a função de curvatura em que a mesma tem como parâmetro o desvio-padrão da função de curvatura de valor igual a 64. Na decomposição do sinal aplicou-se a transformada *wavelet* Chapéu Mexicano com um desvio-padrão de valor 1,2. O cruzamento de zeros foi empregado para a fase de seleção de cantos alcançando a segunda escala de decomposição.

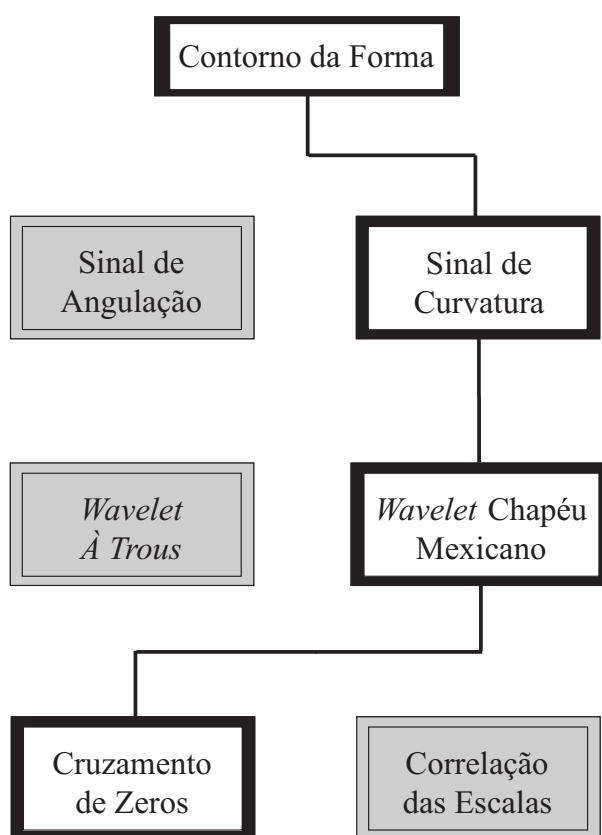


Figura B.33: Diagrama de blocos da Abordagem V.

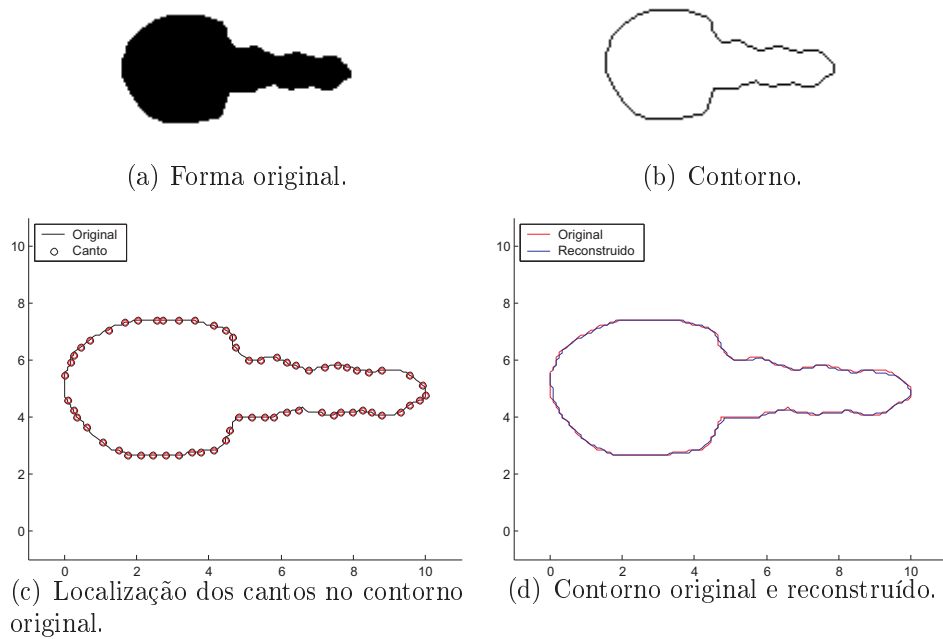


Figura B.34: Resultado da Abordagem V para a forma **Chave**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

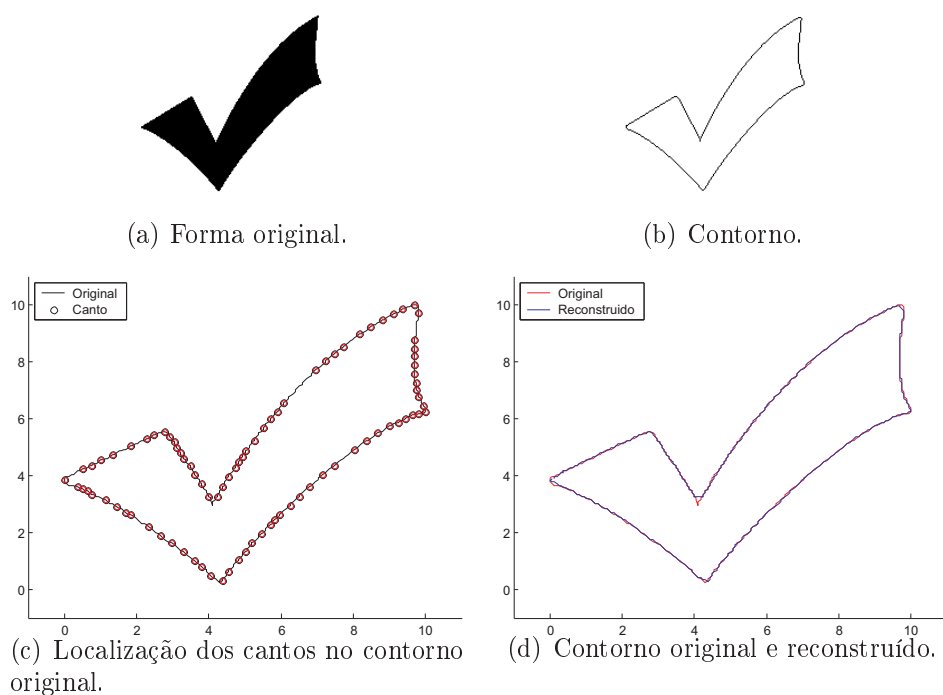


Figura B.35: Resultado da Abordagem V para a forma **Marca**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

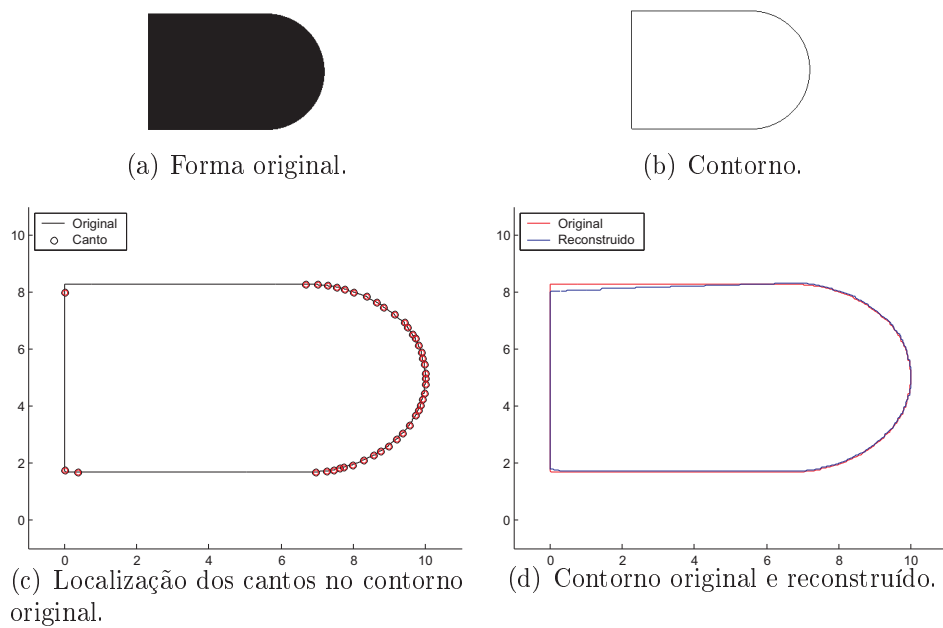


Figura B.36: Resultado da Abordagem V para a forma **Teste**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

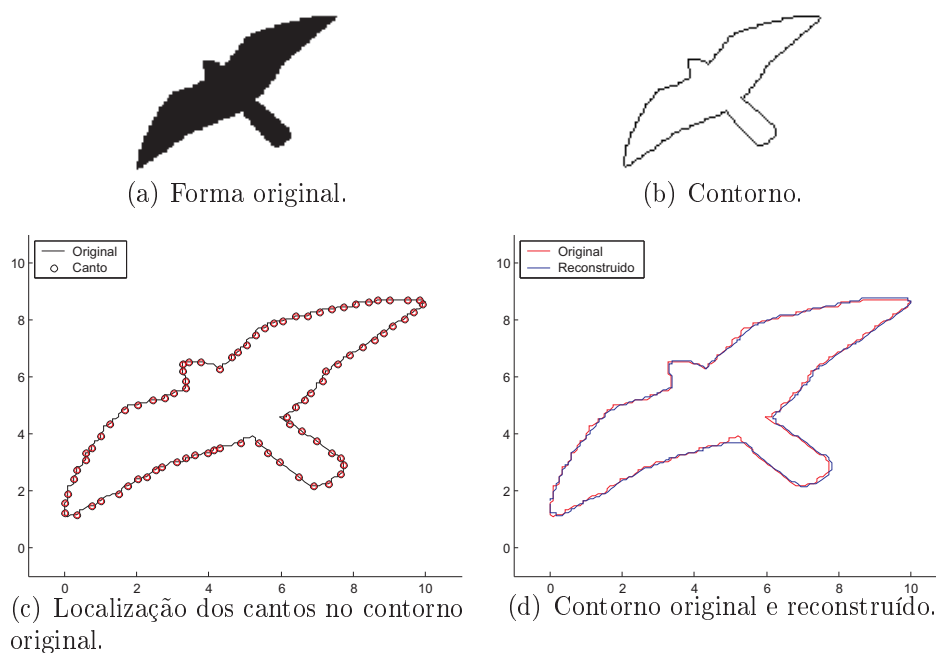


Figura B.37: Resultado da Abordagem V para a forma **Pássaro**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

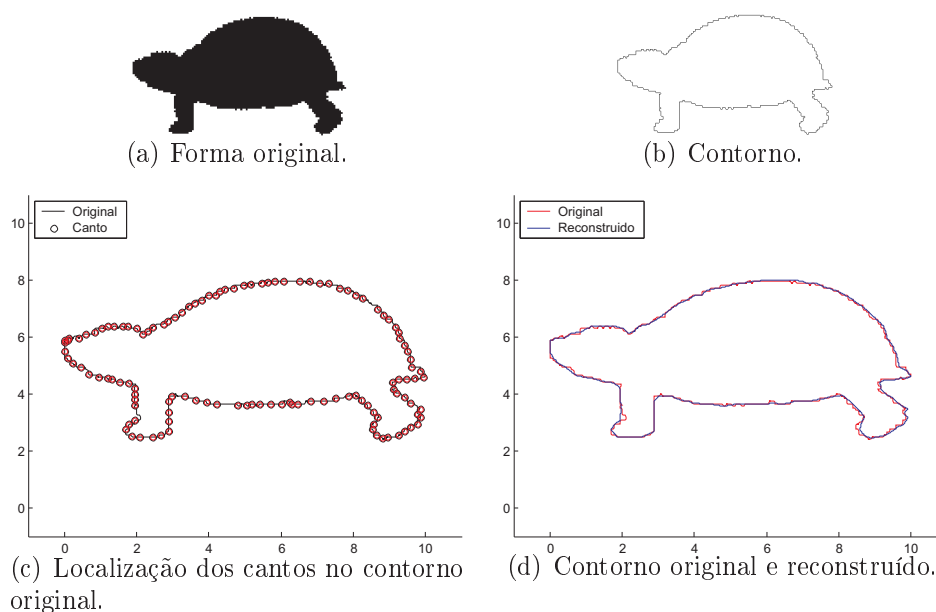


Figura B.38: Resultado da Abordagem V para a forma **Tartaruga**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

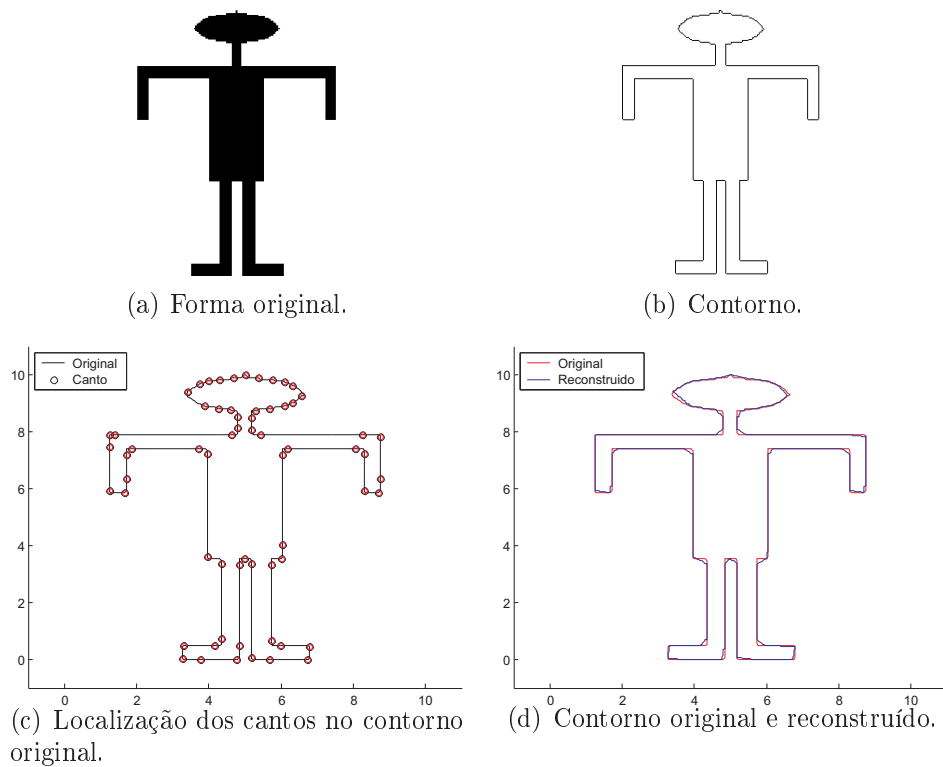


Figura B.39: Resultado da Abordagem V para a forma **Menino**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

B.6 Análise Comparativa dos Métodos pela Reconstrução da Forma

Todos os resultados alcançados com a metodologia proposta foram comparados com métodos destacados na Seção 2.3. Os detectores apresentados por Marji e Siy (2004) e Lee et al. (1993) se mostraram robustos e competitivos com a técnica proposta neste trabalho. Com o intuito de complementar a Seção 5.3.1 a encontrar o melhor método de detecção de cantos será realizada uma apresentação dos resultados obtidos para cada método com as formas trabalhadas. As Figuras B.40 a B.45 exibem estes resultados. Na Seção 5.3.1 observa-se que o algoritmo escolhido para a comparação foi o referente à Abordagem I, porque esta mesma abordagem se sobressai dentre as presentes nas Tabelas 5.1 a 5.6 nas medidas de avaliação adotadas, principalmente nas formas **Chave**, **Marca** e **Tartaruga** em que prevalecem os maiores valores na maioria das figuras de mérito. Pode-se verificar o bom desempenho deste método escolhido em relação aos destacados da literatura principalmente pela sobreposição do contorno reconstruído ao original das Figuras B.40(d), B.41(d), B.42(d), B.43(d), B.44(d) e B.45(d).

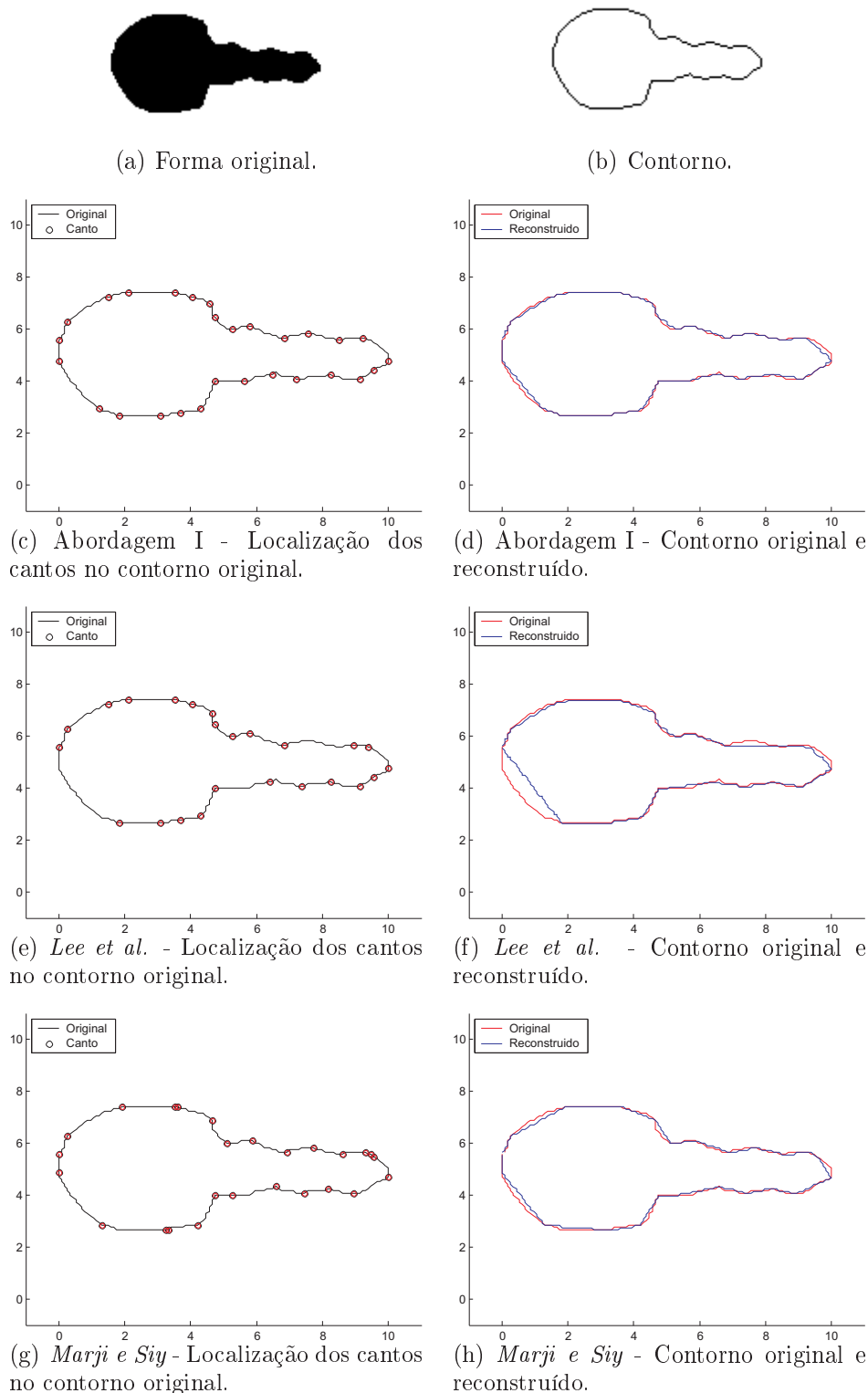


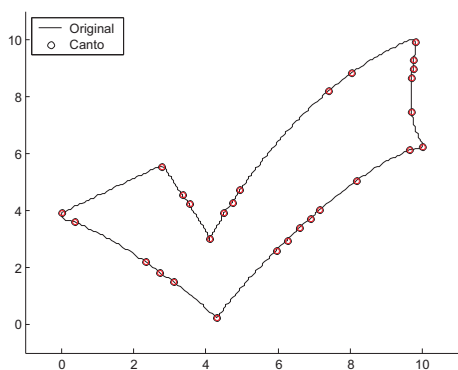
Figura B.40: Resultados de comparação referentes à forma **Chave**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).



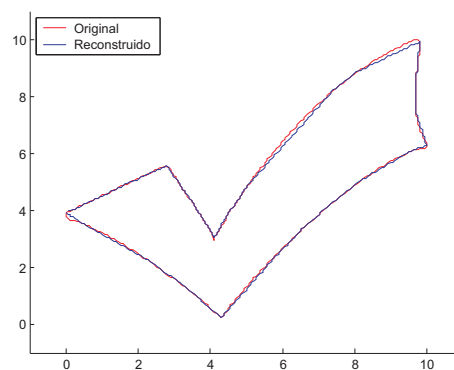
(a) Forma original.



(b) Contorno.



(c) Abordagem I - Localização dos cantos no contorno original.



(d) Abordagem I - Contorno original e reconstruído.

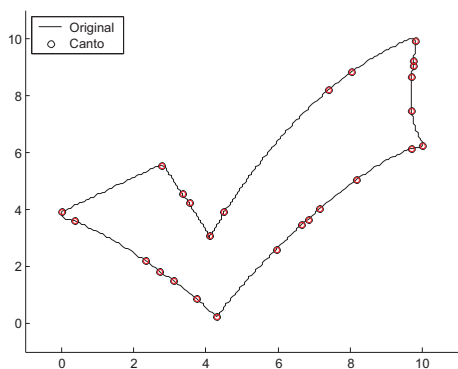
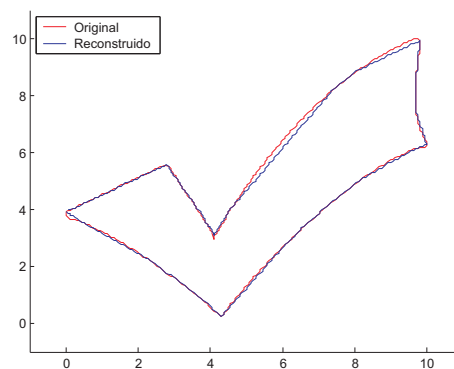
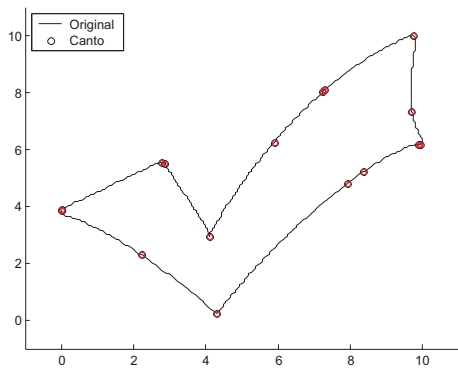
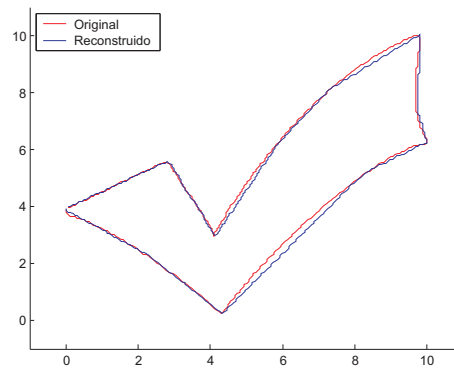
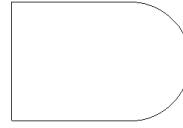
(e) *Lee et al.* - Localização dos cantos no contorno original.(f) *Lee et al.* - Contorno original e reconstruído.(g) *Marji e Siy* - Localização dos cantos no contorno original.(h) *Marji e Siy* - Contorno original e reconstruído.

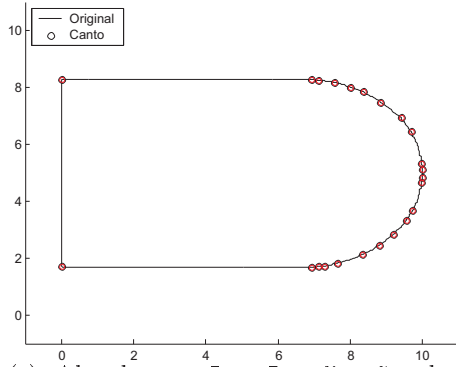
Figura B.41: Resultados de comparação referentes à forma **Marca**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).



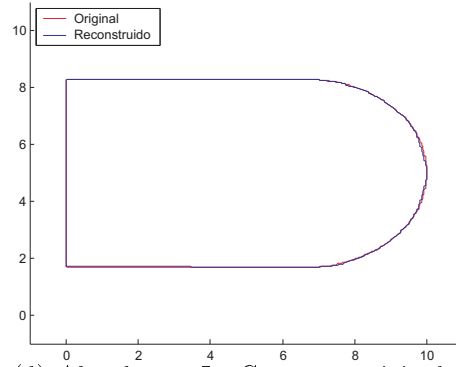
(a) Forma original.



(b) Contorno.



(c) Abordagem I - Localização dos cantos no contorno original.



(d) Abordagem I - Contorno original e reconstruído.

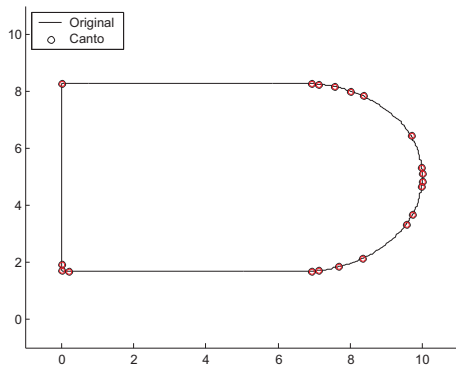
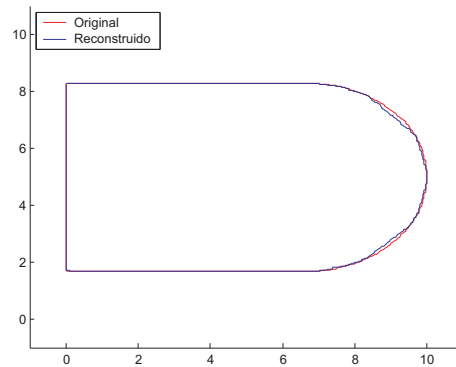
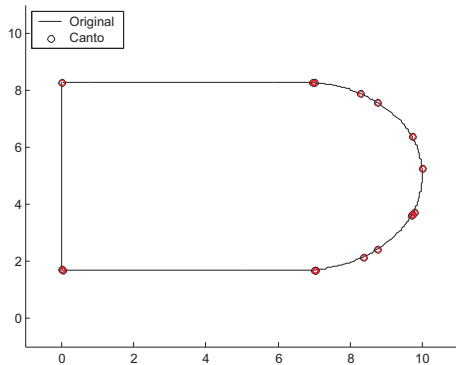
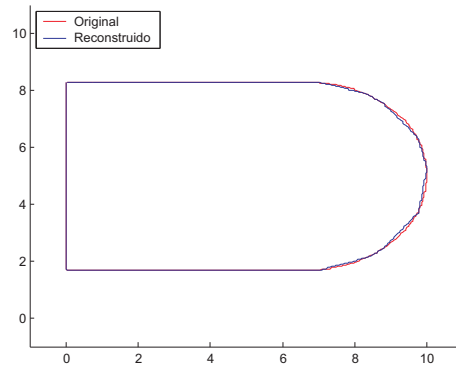
(e) *Lee et al.* - Localização dos cantos no contorno original.(f) *Lee et al.* - Contorno original e reconstruído.(g) *Marji e Siy* - Localização dos cantos no contorno original.(h) *Marji e Siy* - Contorno original e reconstruído.

Figura B.42: Resultados de comparação referentes à forma **Teste**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

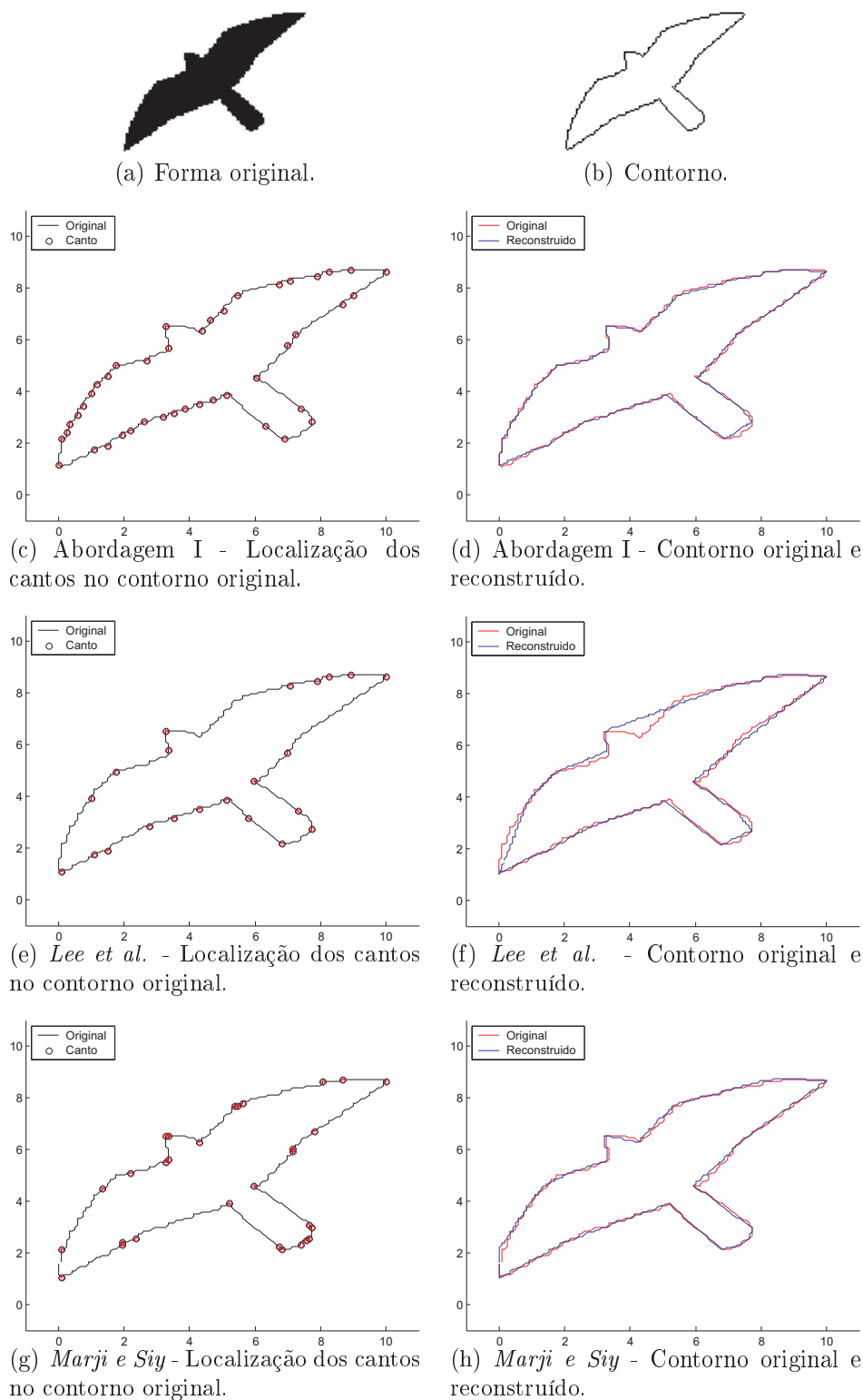


Figura B.43: Resultados de comparação referentes à forma **Pássaro**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

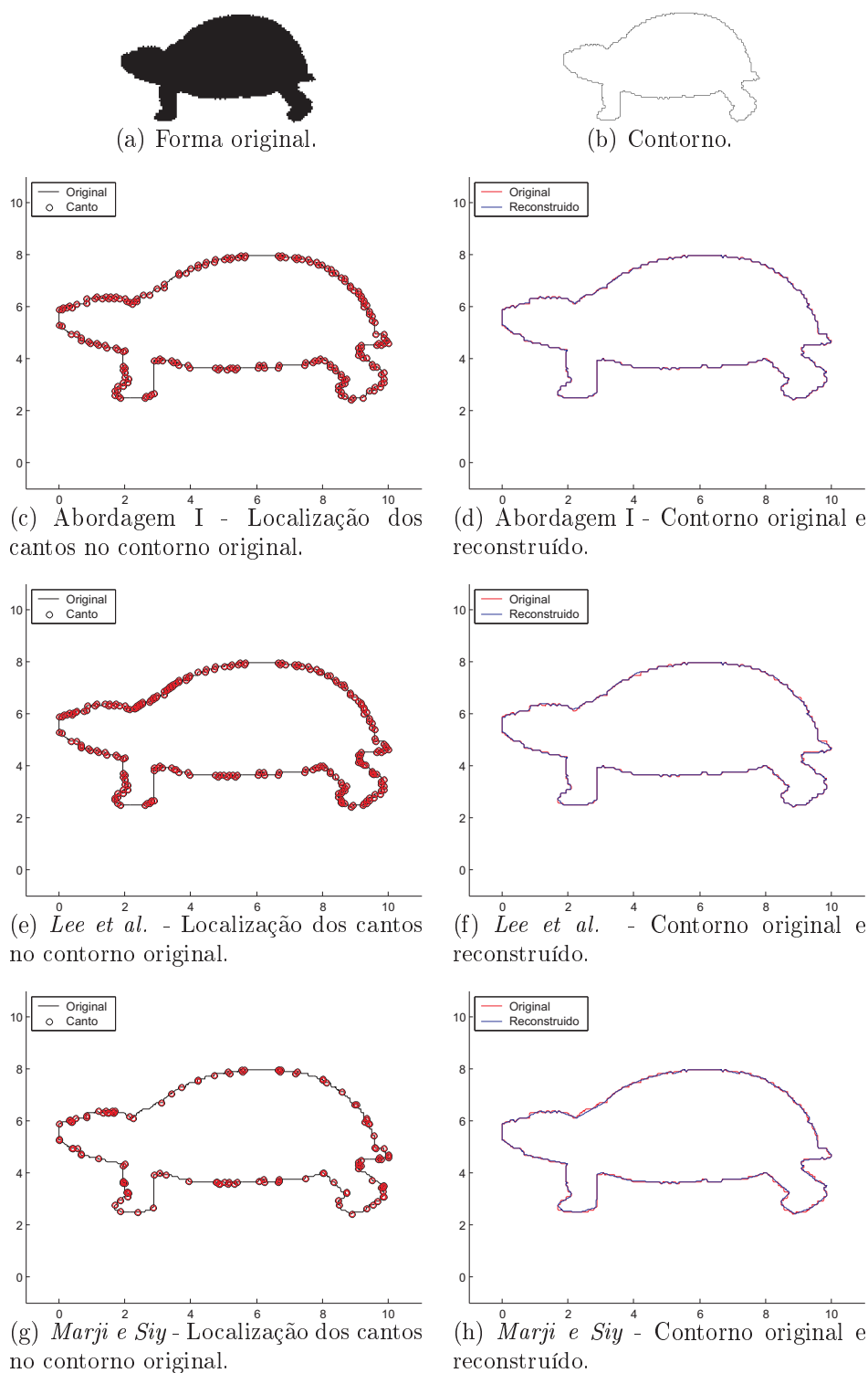
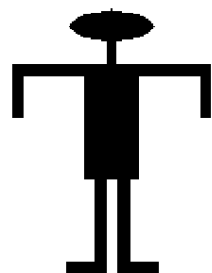
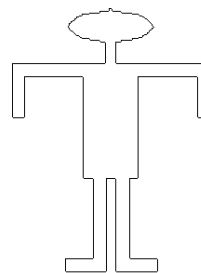


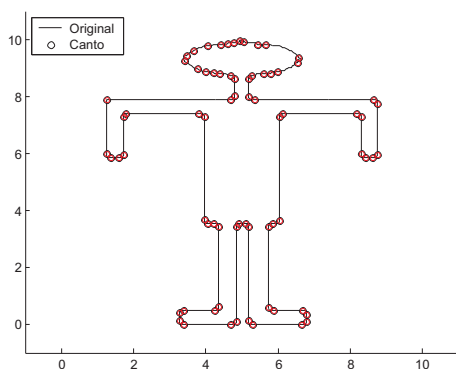
Figura B.44: Resultados de comparação referentes à forma **Tartaruga**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).



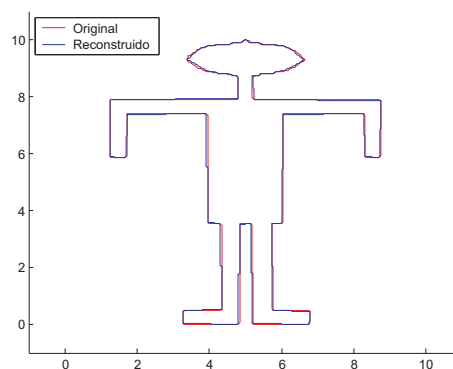
(a) Forma original.



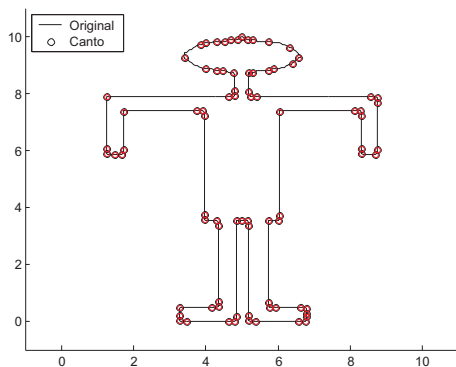
(b) Contorno.



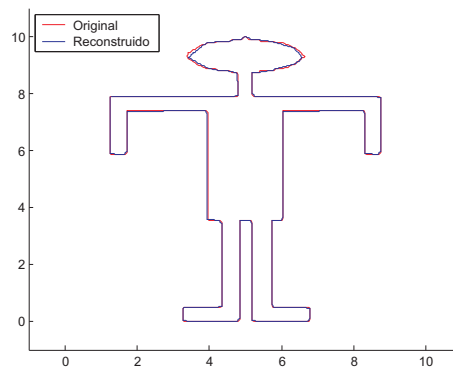
(c) Abordagem I - Localização dos cantos no contorno original.



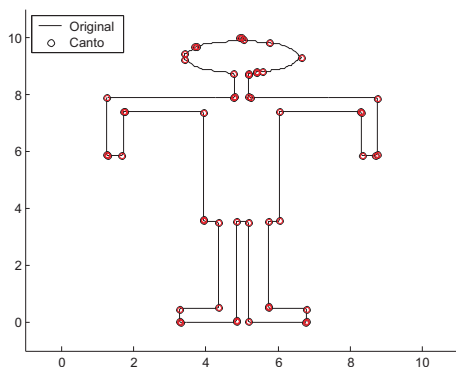
(d) Abordagem I - Contorno original e reconstruído.



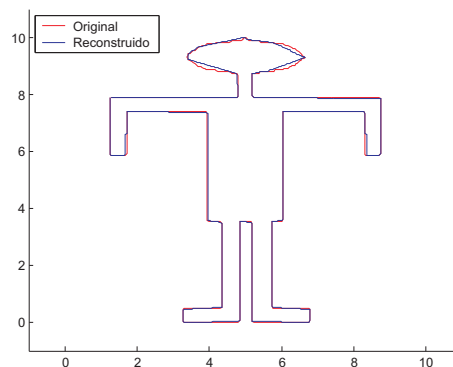
(e) Lee et al. - Localização dos cantos no contorno original.



(f) Lee et al. - Contorno original e reconstruído.



(g) Marji e Siy - Localização dos cantos no contorno original.



(h) Marji e Siy - Contorno original e reconstruído.

Figura B.45: Resultados de comparação referentes à forma **Menino**. A partir da (a) forma original obtém-se o (b) contorno da mesma e nele são localizados os (c) cantos (representados por círculos e sobrepostos ao contorno) e o (d) contorno reconstruído (em azul, sobreposto ao original em vermelho).

B.7 Outros Resultados a partir da Análise Comparativa

Os resultados apresentados no Capítulo 5 são complementados com os presentes nesta seção e são dispostas a seguir outras formas que compõem o conjunto de teste utilizado nesta dissertação. Cada uma destas formas também foi submetida aos mesmos métodos trabalhados nas seções anteriores.

Deve-se observar a identificação de um maior número de cantos nos resultados que envolvem o método proposto, assim como reduzido erro de reconstrução em relação aos demais métodos. Isto permite obter melhores respostas na medidas FOM_{ISE_n} para todo o conjunto de teste. Além disso, na maioria destas formas percebe-se a superação do método proposto perante os demais nas medidas FOM_{CR_n} . Isso somente reforça a afirmação de que o detector definido neste trabalho permite a identificação do cantos mais relevantes para a definição da forma.

Tabela B.1: Resultados para a forma **HumanoD** (1093 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.


					
Método	HCPs	MSE	CR	ISE	FOM
Proposto	119	0,0001	9,1849	0,1129	81,3308
Lee et al.	87	0,0009	12,5632	1,0086	12,4564
Marji e Siy	71	0,0027	15,3944	2,9677	5,1872
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Proposto	747,0131	720,1730	6861,2	6377,0	
Lee et al.	156,4919	12,3504	1966,0	12,2454	
Marji e Siy	79,8540	1,7479	1229,3	0,5890	

Tabela B.2: Resultados para a forma **Pajaro** (375 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.


					
Método	HCPs	MSE	CR	ISE	FOM
Proposto	29	0,0028	12,9310	1,0499	12,3163
Lee et al.	21	0,0480	17,8571	18,0566	0,9890
Marji e Siy	20	0,0084	18,7500	3,1637	5,9266
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Proposto	159,2620	11,7307	2059,4	11,1730	
Lee et al.	17,6599	0,0548	315,3546	0,0030	
Marji e Siy	111,1238	1,8733	2083,6	0,5921	

Tabela B.3: Resultados para a forma **Folha** (1108 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.


					
Método	HCPs	MSE	CR	ISE	FOM
Proposto	129	0,0007	8,5891	0,8294	10,3560
Lee et al.	84	0,0036	13,1905	4,0255	3,2767
Marji e Siy	54	0,0031	20,5185	3,4864	5,8853
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Proposto	88,9491	12,4863	763,9967	15,0548	
Lee et al.	43,2215	0,8140	570,1123	0,2022	
Marji e Siy	120,7582	1,6881	2477,8	0,4842	

Tabela B.4: Resultados para a forma **HumanoA** (1095 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.


					
Método	HCPs	MSE	CR	ISE	FOM
Proposto	132	0,0001	8,2955	0,1195	69,4017
Lee et al.	109	0,0005	10,0459	0,5588	17,9781
Marji e Siy	61	0,0024	17,9508	2,5930	6,9227
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Proposto	575,7190	580,6314	4775,9	4857,7	
Lee et al.	180,6058	32,1737	1814,3	57,5781	
Marji e Siy	124,2689	2,6698	2230,7	1,0296	

Tabela B.5: Resultados para a forma **Coelho** (689 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.


					
Método	HCPs	MSE	CR	ISE	FOM
Proposto	79	0,0017	8,7215	1,1424	7,6343
Lee et al.	63	0,0567	10,9365	39,1503	0,2793
Marji e Siy	42	0,0060	16,4048	4,1237	3,9781
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Proposto	66,5825	6,6826	580,7008	5,8495	
Lee et al.	3,0551	0,0071	33,4119	0,0001	
Marji e Siy	65,2601	0,9647	1070,6	0,2339	

Tabela B.6: Resultados para a forma **Circulo** (315 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.


					
Método	HCPs	MSE	CR	ISE	FOM
Proposto	28	0,0020	11,2500	0,6464	17,4039
Lee et al.	19	0,0901	16,5789	28,4693	0,5823
Marji e Siy	18	0,0076	17,5000	2,3827	7,3446
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Proposto	195,7935	26,9240	2202,7	41,6516	
Lee et al.	9,6547	0,0205	160,0643	0,0007	
Marji e Siy	128,5307	3,0825	2249,3	1,2937	

Tabela B.7: Resultados para a forma **Camelo** (1112 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.


					
Método	HCPs	MSE	CR	ISE	FOM
Proposto	129	0,0018	8,6202	2,0516	4,2017
Lee et al.	92	0,0091	12,0870	10,0927	1,1976
Marji e Siy	68	0,0032	16,3529	3,5579	4,5962
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Proposto	36,2197	2,0481	312,2196	0,9983	
Lee et al.	14,4753	0,1187	174,9626	0,0118	
Marji e Siy	75,1615	1,2918	1229,1	0,3631	

Tabela B.8: Resultados para a forma **Burro** (711 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.


					
Método	HCPs	MSE	CR	ISE	FOM
Proposto	80	0,0038	8,8875	2,6711	3,3272
Lee et al.	60	0,0160	11,8500	11,4176	1,0379
Marji e Siy	46	0,0052	15,4565	3,6875	4,1916
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Proposto	29,5707	1,2456	262,8097	0,4663	
Lee et al.	12,2988	0,0909	145,7405	0,0080	
Marji e Siy	64,7876	1,1367	1001,4	0,3083	

Tabela B.9: Resultados para a forma **Gato** (598 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.


					
Método	HCPs	MSE	CR	ISE	FOM
Proposto	66	0,0085	9,0606	5,0983	1,7772
Lee et al.	60	0,0111	9,9667	6,6639	1,4956
Marji e Siy	47	0,0111	12,7234	6,6414	1,9158
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Proposto	16,1024	0,3486	145,8971	0,0684	
Lee et al.	14,9063	0,2244	148,5666	0,0337	
Marji e Siy	24,3752	0,2885	310,1360	0,0434	

Tabela B.10: Resultados para a forma **Passaro** (637 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.



					
Método	HCPs	MSE	CR	ISE	FOM
Proposto	87	0,0014	7,3218	0,9103	8,0432
Lee et al.	76	0,0043	8,3816	2,7546	3,0428
Marji e Siy	46	0,0027	13,8478	1,7278	8,0148
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Proposto	58,8911	8,8356	431,1910	9,7062	
Lee et al.	25,5031	1,1046	213,7559	0,4010	
Marji e Siy	110,9882	4,6388	1536,9	2,6849	

Tabela B.11: Resultados para a forma **Polígono** (767 pontos no contorno) utilizando reconstrução *spline*.

					
Método	HCPs	<i>MSE</i>	<i>CR</i>	<i>ISE</i>	<i>FOM</i>
Proposto	31	0,0252	24,7419	19,3200	1,2806
Lee et al.	30	0,0003	25,5667	0,2581	99,0658
Marji e Siy	16	0,0005	47,9375	0,4041	118,6177
Método	FOM_{CR_2}	FOM_{ISE_2}	FOM_{CR_3}	FOM_{ISE_3}	
Proposto	31,6854	0,0663	783,9587	0,0034	
Lee et al.	2532,8	383,8603	64755	1487,4	
Marji e Siy	5686,2	293,5106	272580	726,2698	

Análise de Similaridade de Formas

Uma medida de similaridade para formas aplicada neste trabalho baseia-se na proposta de análise de similaridade introduzida por Bernier e Landry (2003). A medida de similaridade entre dois objetos proposta por estes autores foi aplicada inicialmente para detecção de falhas em produtos industrializados e adotada nesta dissertação para avaliar a similaridade entre formas definidas por seu contorno original e reconstruído.

C.1 Representação do Contorno

O contorno extraído do objeto de interesse é representado em coordenadas polares, R e θ . Seja c_m o ponto do centro de massa do contorno e p um *pixel* arbitrário do contorno, então tem-se R_p como a distância do pixel p a c_m e $\theta(p)$ é o ângulo do setor formado por pc_mq , em que q é o *pixel* com ângulo nulo.

Para garantir a invariância da representação com relação à posição, rotação e escala, é escolhido, como abertura nula, o *pixel* de maior valor de distância $M = \max_{\forall p} \{R_p\}$ e dividem-se todos os valores R obtidos por M , realizando uma normalização (BERNIER; LANDRY, 2003). Nas Figuras C.1 e C.2 são mostrados contornos das formas **Chave** e **Marca**, respectivamente, antes e após a aplicação do detector de cantos.

C.2 Detecção de Vértices

Os vértices são pontos significativos em um contorno por serem pontos de alta curvatura. Num contorno esboçado em termos de suas coordenadas polares R e θ ,

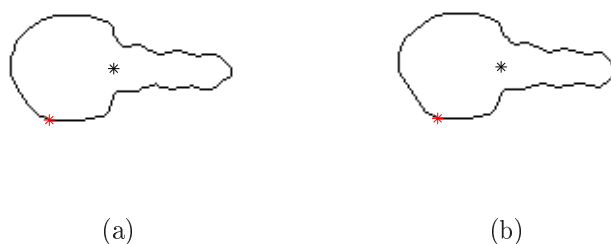


Figura C.1: Contorno da forma **Chave** (a) original e (b) após a reconstrução.

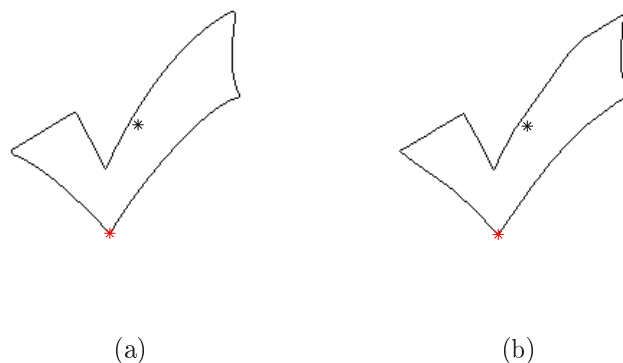


Figura C.2: Contorno da forma **Marca** (a) original e (b) após a reconstrução.

centrado em seu centro de massa, os vértices serão pontos de máximo e mínimo local da curva.

C.3 Correspondência de Vértices

Para analisar a similaridade entre dois objetos, é necessário que estes apresentem o mesmo número de vértices extraídos e que haja correspondência entre eles.

Na inspeção da similaridade de duas formas, deseja-se que os pontos principais sejam vértices em ambas as assinaturas das formas, para que exista correspondência entre estas. Isto pode não ser verdade se houver mais de um ponto numa assinatura fortemente concorrente a este valor. Para evitar falhas no cálculo, requer-se a determinação da correspondência dos vértices, para que as formas a serem comparadas estejam alinhadas no mesmo sentido (PASSARINHO, 2005). Esta operação não é influenciada por todos os pontos do contorno, apenas pelos vértices,

reduzindo o custo computacional.

C.4 Orientação Ótima

A escolha da orientação ótima consiste em girar os vértices correspondentes a fim de encontrar um ângulo de rotação que minimize as distâncias entre eles. Esta é a finalidade da etapa da orientação ótima que deixa as assinaturas na melhor orientação possível. Apenas os vértices são considerados nesta operação.

A Figura C.3 ilustra a diferença de orientação angular resultante na forma de teste para apresentar orientação que minimize a soma das distâncias entre os vértices correspondentes.

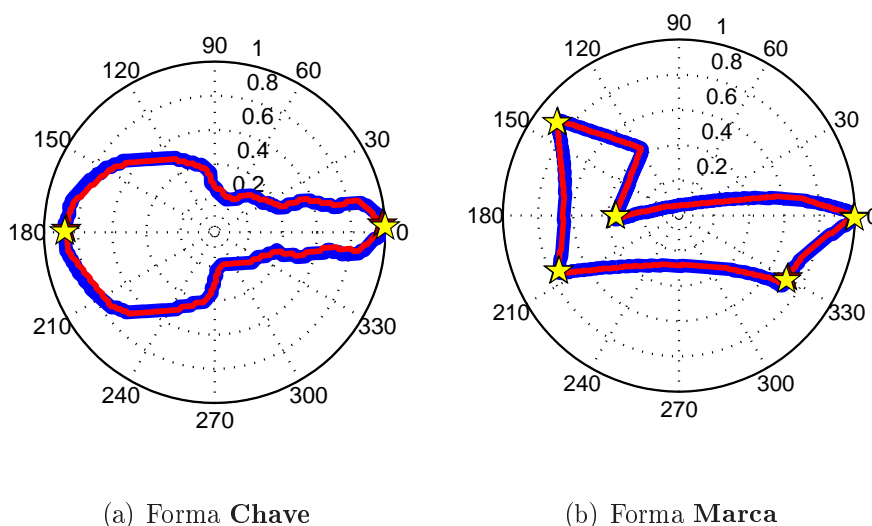


Figura C.3: Orientação ótima resultante para os contornos das Figuras C.1 e C.2, respectivamente (a) e (b).

C.5 Cálculo da Similaridade








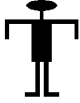






A medida de similaridade é obtida a partir do cálculo da área entre as assinaturas e a medida de similaridade será inversamente proporcional a esta área. Ao contrário dos dois procedimentos anteriores, esta etapa utiliza muitos pontos do contorno, incluindo os vértices. A medida de área resultante tem valor aproximado e a medida de similaridade é descrita de uma forma percentual. Uma similaridade de 100% implica que a área aproximada encontrada entre os contornos foi nula (PASSARINHO, 2005).

C.6 Resultados da Similaridade

A partir do método de detecção de cantos proposto é obtido o contorno reconstruído de cada forma de teste. Com o novo contorno é gerada a forma reconstruída e a mesma é comparada à original. A comparação entre estas formas foi realizada para todo o conjunto de teste.

O resultado desta medida de similaridade na resposta do detector de cantos proposto é apresentado na Tabela C.1.

Tabela C.1: Resultados do cálculo de similaridade baseado no método de Bernier e Landry entre as formas obtidas com os contornos original e reconstruído de cada forma.

Forma	Similaridade (%)	Forma	Similaridade (%)
	99,742		99,705
	99,701		99,662
	99,210		99,191
	98,879		98,860
	98,617		98,534
	98,460		97,836
	96,983		85,142

Referências Bibliográficas

- ARREBOLA, F.; BANDERA, A.; CAMACHO, P.; SANDOVAL, F. Corner detection by local histograms of contour chain code. *Electronics Letters*, v. 33, n. 21, p. 1769–1771, Outubro 1997.
- ARREBOLA, F.; CAMACHO, P.; BANDERA, A.; SANDOVAL, F. Corner detection and curve representation by circular histograms of contour chain code. *Electronics Letters*, v. 35, n. 13, p. 1065–1067, Junho 1999.
- ARREBOLA, F.; SANDOVAL, F. Corner detection and curve segmentation by multiresolution chain-code linking. *Pattern Recognition*, v. 38, n. 10, p. 1596–1614, Outubro 2005.
- ASADA, H.; BRADY, M. The curvature primal sketch. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 8, n. 1, p. 2–14, 1986.
- BERNIER, T.; LANDRY, J.-A. A new method for representing and matching shapes of natural objects. *Pattern Recognition*, v. 36, n. 8, p. 1711–1723, Agosto 2003.
- CASTLEMAN, K. R. *Digital Image Processing*. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1996.
- CESAR, R. M. J.; COSTA, L. d. F. Towards effective planar shape representation with multiscale digital curvature analysis based on signal processing techniques. *Pattern Recognition*, v. 28, n. 9, p. 1559–1569, Setembro 1996.
- CHEIKH, F. A.; QUDDUS, A.; GABBOUJ, M. Shape recognition based on wavelet-transform modulus maxima. *Image Analysis and Interpretation*, v. 1, p. 461–464, Abril 2000.

- COSTA, L. d. F.; CESAR, R. M. J. *Shape Analysis and Classification: Theory and Practice*. Orlando, EUA: CRC Press, 2001.
- COSTA, L. d. F.; REIS, S. F. dos; ARANTES, R. A.; ALVES, A. C.; MUTINARI, G. Biological shape analysis by digital curvature. *Pattern Recognition*, v. 37, n. 3, p. 515–524, Março 2004.
- DE PAULA, I. C. J.; MEDEIROS, F. N. S.; MENDONÇA, G. A.; PASSARINHO, C. J. P.; OLIVEIRA, I. N. S. Correlating multiple redundant scales for corner detection. *Proceedings of the VI International Telecommunications Symposium*, p. 650–655, Setembro 2006. Fortaleza, Brasil.
- FESCHET, F. Fast guaranteed polygonal approximations of closed digital curves. *Lecture Notes in Computer Science*, v. 3540, p. 910–919, 2005.
- FOWLER, J. E. The redundant discrete wavelet transform and additive noise. *IEEE Transactions on Signal Processing Letters*, v. 12, n. 9, p. 629–632, Setembro 2005.
- FREEMAN, H. On the encoding of arbitrary geometric configurations. *Institute of Radio Engineers, Transactions on Electronic Computers*, EC10, n. 2, p. 260–268, Junho 1961.
- GALLO, G.; GIUOCO, A.; ALESSANDRO, L. Multi-scale corner detection and classification using local properties and semantic pattern. *Proc. SPIE*, v. 4667, p. 108–119, 2002.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. *Digital Image Processing*. 2^a. ed. Nova York, EUA: Prentice Hall, 2002.
- GRAPS, A. An introduction to wavelets. *IEEE Computational Science and Engineering*, v. 2, n. 2, p. 50–61, 1995.
- HARON, H.; SHAMSUDDIN, S. M.; MOHAMED, D. A new corner detection algorithm for chain code representation of thinned binary image. *International Journal of Computer Mathematics*, v. 82, n. 8, p. 941–950, 2005.
- HUA, J.; LIAO, Q. Wavelet-based multiscale corner detection. *Fifth International Conference on Signal Processing Proceedings*, v. 1, p. 341–344, 2000.

- LAGANIÈRE, R. A morphological operator for corner detection. *Pattern Recognition*, v. 31, n. 11, p. 1643–1652, Novembro 1998.
- LEE, J.-S.; SUN, Y.-N.; CHEN, C.-H. Multiscale corner detection by using wavelet transform. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 4, n. 1, p. 100–104, Janeiro 1995.
- LEE, J.-S.; SUN, Y.-N.; CHEN, C.-H.; TSAI, C.-T. Wavelet based corner detection. *Pattern Recognition*, v. 26, n. 6, p. 853–865, Junho 1993.
- MALLAT, S. *A Wavelet Tour of Signal Processing*. 2^a. ed. San Diego: Academic Press, 1998. ISBN 0-12-466606-X.
- MARJI, M.; SIY, P. Polygonal representation of digital planar curves through dominant point detection: a nonparametric algorithm. *Pattern Recognition*, v. 37, n. 11, p. 2113–2130, Novembro 2004.
- MOKHTARIAN, F.; MACKWORTH, A. Scale-based description and recognition of planar curves and two-dimensional shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 8, n. 1, p. 34–43, Janeiro 1986.
- MOKHTARIAN, F.; MACKWORTH, A. A theory of multiscale, curvature-based shape representation for planar curves. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 14, n. 8, p. 789–805, Agosto 1992.
- MOKHTARIAN, F.; MOHANNA, F. Performance evaluation of corner detectors using consistency and accuracy measures. *Computer Vision and Image Understanding*, v. 102, n. 1, p. 81–94, Abril 2006.
- MOKHTARIAN, F.; SUOMELA, R. Robust image corner detection through curvature scale space. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 20, n. 12, p. 1376–1381, Dezembro 1998.
- NGAN, H. Y.; PANG, G. K.; YUNG, S.; NG, M. K. Wavelet based methods on patterned fabric defect detection. *Pattern Recognition*, v. 38, n. 4, p. 559–576, Abril 2005.
- PAPA, J. P.; MASCARENHAS, N. D. A.; FONSECA, L. M. G. Image restoration using non-decimated wavelet transform and row-action projections. *XVIII*

- Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*, Outubro 2005. Natal, Brasil.
- PAPOULIS, A.; PILLAI, S. U. *Probability, Random Variables and Stochastic Process*. Nova York, EUA: McGraw-Hill, 2001. ISBN 0073660116.
- PASSARINHO, C. J. P. *Avaliação do Tratamento Fisioterapêutico de Desvios Posturais por Reeducação Postural Global Utilizando Técnicas de Processamento Digital de Imagens*. Dissertação (Dissertação de Mestrado em Sinais e Sistemas) — Universidade Federal do Ceará - Dept. de Eng. de Teleinformática, Fortaleza, CE, Janeiro 2005.
- PAVLIDIS, T. *Algorithms for graphics and image processing*. Rockville: Computer Science Press, 1982.
- PIKAZ, A.; DINSTEIN, I. Using simple decomposition for smoothing and feature point detection of noisy digital curves. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 16, n. 8, p. 808–813, Agosto 1994.
- QUDDUS, A.; FAHMY, M. M. Fast wavelet-based corner detection technique. *Electronics Letters*, v. 35, n. 4, p. 287–288, Fevereiro 1999.
- SARKAR, D. A simple algorithm for detection of significant vertices for polygonal approximation of chain-coded curves. *Pattern Recognition Letters*, v. 14, n. 12, p. 959–964, Dezembro 1993.
- SHIH, F.; CHUANG, C.-F.; GADDIPATI, V. A modified regulated morphological corner detector. *Pattern Recognition Letters*, v. 26, n. 7, p. 931–937, Maio 2005.
- SHIH, M.-Y.; TSENG, D.-C. A wavelet-based multiresolution edge detection and tracking. *Image and Vision Computing*, v. 23, n. 4, p. 441–451, 2005.
- SITA, G.; RAMAKRISHNAN, A. G. Wavelet domain nonlinear filtering for evoked potential signal enhancement. *Computers and Biomedical Research*, v. 33, n. 6, p. 431–446, Dezembro 2000.
- SIVIGNON, I.; BRETON, R.; DUPONT, F.; ANDRÈS, E. Discrete analytical curve reconstruction without patches. *Image and Vision Computing*, v. 23, n. 2, p. 191–202, 2005.

- STARCK, J.-L.; MOUDDEN, Y.; ABRIAL, P.; NGUYEN, M. Wavelets, ridgelets and curvelets on the sphere. *Astronomy and Astrophysics*, v. 446, n. 3, p. 1191–1204, 2006.
- STARCK, J.-L.; MURTAGH, F.; BIJAOU, A. *Image Processing and Data Analysis: The Multiscale Approach*. Cambridge: Cambridge University Press, 1998.
- STOLLNITZ, E. J.; ROSE, T. D. D.; SALESIN, D. H. Wavelets for computer graphics: A primer, part 1. *IEEE Computer Graphics and Applications*, v. 15, n. 3, p. 76–84, Maio 1995.
- TAKEMURA, C. M. *Análise de formas representadas por marcos utilizando características mono e multiescala*. Dissertação (Dissertação de Mestrado em Ciências da Computação) — Universidade de São Paulo - Instituto de Matemática e Estatística, São Paulo, SP, Julho 2003.
- VINCENT, E.; LAGANIÈRE, R. Detecting and matching feature points. *Visual Communication and Image Representation*, v. 16, n. 1, p. 38–54, 2005.
- WANG, S.-J.; KUO, L.-C.; JONG, H.-H.; WU, Z.-H. Representing images using points on image surfaces. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 14, n. 8, p. 1043–1056, Agosto 2005.
- WITKIN, A. Space-scale filtering. *Proceedings of the VIII International Joint Conference on Artificial Intelligence*, p. 1019–1021, Agosto 1983.
- ZHANG, X.; LEI, M.; YANG, D.; WANG, Y.; MA, L. Multi-scale curvature product for robust image corner detection in curvature scale space. *Pattern Recognition Letters*, v. 28, n. 5, p. 545–554, Abril 2007.
- ZHANG, X.; ZHAO, D. A parallel algorithm for detecting dominant points on multiple digital curves. *Pattern Recognition*, v. 30, n. 2, p. 239–244, Fevereiro 1997.
- ZHONG, B.; LIAO, W. Direct curvature scale space: Theory and corner detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 29, n. 3, p. 508–512, Março 2007.