



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOFÍSICA
TESE DE DOUTORADO

ALDENIZE RUELA XAVIER

**CARACTERIZAÇÃO DE FRATURAS EM IMAGENS DE AMPLITUDE
ACÚSTICA UTILIZANDO MORFOLOGIA MATEMÁTICA**

Belém - Pará
2013

ALDENIZE RUELA XAVIER

**CARACTERIZAÇÃO DE FRATURAS EM IMAGENS DE
AMPLITUDE ACÚSTICA UTILIZANDO MORFOLOGIA MATEMÁTICA**

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geofísica do Instituto de Geociências da Universidade Federal do Pará - UFPA, em cumprimento às exigências para obtenção de Doutor em Geofísica.

Orientador: André José Neves Andrade

Coorientador: Carlos Eduardo Guerra

Belém - Pará

2013

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP)
Sistema de Bibliotecas da UFPA

Xavier, Aldenize Ruela

Caracterização de Fraturas em Imagens de Amplitude Acústica Utilizando Morfologia Matemática / Aldenize Ruela Xavier; Orientador: Carlos Eduardo Guerra; Coorientador: André José Neves Andrade - 2013.

Tese (doutorado em geofísica) – Universidade Federal do Pará, Instituto de Geociências, Programa de Pós-Graduação em Geofísica, Belém, 2013.

1. Geofísica. 2. Informação geológica. 3. Caracterização de fratura. 4. Morfologia Matemática I. Andrade, André José Neves, *orient.* II. Guerra, Carlos Eduardo, *coorient.* III. Universidade Federal do Pará III. Título.

CDD 22º ed.: 550

ALDENIZE RUELA XAVIER

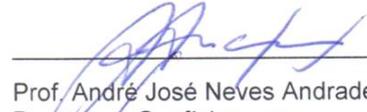
**CARACTERIZAÇÃO DE FRATURAS EM IMAGENS DE AMPLITUDE
ACÚSTICA UTILIZANDO MORFOLOGIA MATEMÁTICA**

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geofísica do Instituto de Geociências da Universidade Federal do Pará - UFPA, em cumprimento às exigências para obtenção de doutor em Geofísica.

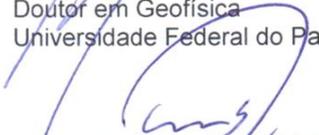
Data de Aprovação: ___ / ___ / ___

Conceito:

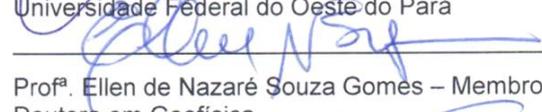
Banca Examinadora



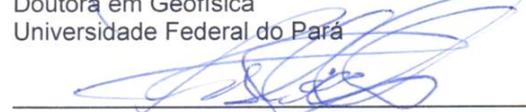
Prof. André José Neves Andrade – Orientador
Doutor em Geofísica
Universidade Federal do Pará



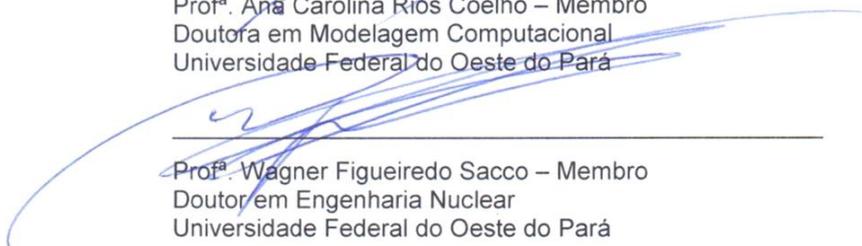
Prof. Carlos Eduardo Guerra – Coorientador
Doutor em Geofísica
Universidade Federal do Oeste do Pará



Profª. Ellen de Nazaré Souza Gomes – Membro
Doutora em Geofísica
Universidade Federal do Pará



Profª. Ana Carolina Rios Coelho – Membro
Doutora em Modelagem Computacional
Universidade Federal do Oeste do Pará



Profª. Wagner Figueiredo Sacco – Membro
Doutor em Engenharia Nuclear
Universidade Federal do Oeste do Pará

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais Francisco Ubirajara e Benedita de Lima Ruela pelos incentivos e oportunidades que me propiciaram.

Ao meu esposo, Elias Guimarães Xavier e meu filho Heitor Alfeu pela paciência e apoio nos momentos mais difíceis e por terem abrido mão do laser e de momentos juntos em prol da minha formação.

Aos Professores André Andrade e Carlos Eduardo Guerra pela orientação, discussão, incentivo e, sobretudo, pela dedicação com que se envolveram neste projeto tornando possível a realização deste trabalho.

À Ângela Xavier e Noel Bruce pelo apoio logístico nas estadas em Belém.

A Nayara Safira pela amizade e companheirismo, bem como, a Renata Sena e Débora por compartilharem comigo seu lar.

Ao Cnpq pela bolsa a mim concedida.

Ao Prolog/UFPA (Laboratório de Processamento de dados Geofísicos de Poço), Lasers/UFOPA (Laboratório de Sensoriamento Remoto) e Lapmat/UFOPA (Laboratório de Aplicações Matemáticas) que disponibilizaram espaço e infraestrutura para o desenvolvimento deste trabalho.

RESUMO

As análises de fraturas na caracterização de reservatórios carbonáticos são de particular interesse, uma vez que as fraturas constituem o mais importante ambiente de armazenamento e produção de hidrocarbonetos nesses reservatórios. Particularmente, no Brasil cresce o interesse na caracterização dos reservatórios carbonáticos, com as recentes descobertas do pré-sal. As ferramentas de imageamento acústico fornecem informações valiosas sobre a amplitude das ondas refletida na parede do poço que, podem ser interpretadas de modo a possibilitar a caracterização das fraturas presentes. No entanto, surgem alguns problemas em função da natureza qualitativa da interpretação destas imagens, que são, basicamente, realizadas com a utilização da visão e da experiência do intérprete. Este trabalho apresenta uma metodologia para a realização da análise de fraturas nas imagens acústicas que pode ser dividida em três fases. Na primeira é apresentado o modelamento das imagens, que permite inferir o comportamento das fraturas nos diversos ambientes geológicos. Na segunda etapa é utilizada a morfologia matemática, que atua na forma de um detector de borda e realiza a identificação das fraturas na imagem acústica. A última etapa trata com a extração dos atributos geométricos ou da determinação da atitude das fraturas com a adoção de um polinômio interpolador de 4º grau segundo o critério dos mínimos quadrados. A avaliação desta metodologia é realizada com imagens geradas pelo modelo apresentado que corrobora a caracterização das fraturas realizadas em imagens reais.

Palavras-chave: Ferramentas acústicas, detecção de fratura, morfologia matemática

ABSTRACT

Fractures analysis is of particular interest in the characterization of carbonate reservoir since the fractures are the classic geological setting for stock and produce hydrocarbon in this kinds of reservoirs. Particularly in Brazil is growing the interest in the characterization of carbonate reservoirs, with the recent discoveries in pre-salt. The acoustic imaging tools provide valuable information about the amplitude of the reflected waves in the borehole wall, which can be interpreted to allow the characterization of fractures. However, some problems arise due to the qualitative interpretation of these images that are basically performed with the use of vision and experience of the interpreter. This work presents a methodology that performing the fractures analysis of acoustic images and can be divided into three steps. The first one presents the image modeling, which is used to infer the aspect of the fractures in different geological settings. In the second step, the mathematical morphology is used as an edge detector and performs the fractures identification in the acoustic image. The last step deals with the extraction of geometric attributes of the fractures with the adoption of a four degree polynomial according to the least square criterion. The evaluation of this methodology is performed with synthetic images generated by the presented modeling, which supports the characterization of fractures performed in real images.

Keywords: Acoustic tools, fracture analysis, mathematical morphology.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Representação dos elementos de onda	15
Figura 2 – Esquema de incidência e reflexão de onda.....	18
Figura 3 - Esquema de posicionamento da ferramenta no interior do poço.	20
Figura 4 - Sonda ferramenta UBI.....	21
Figura 5 - Posicionamento da sonda no interior do poço e ferramenta UBI.	21
Figura 6 - (a) Imagem de amplitude acústica com normalização estática. (b) Imagem de amplitude acústica com normalização dinâmica.....	23
Figura 7 – Lâmina petrográfica a ser segmentada	29
Figura 8 – (a) Componente R da lâmina petrográfica. (b) Histograma. (c) Binarização com limiar 90. (d) Binarização com limiar 50.....	30
Figura 9 – (a) Imagem separada em 2 Classes. (b) Resultado da segmentação para 2 classes. (c) Três classes. (d) Resultado da segmentação para 2 classes.....	32
Figura 10 – (a) Segmentação de Niblack com janela 5x5. (b) Segmentação de Niblack com janela 15x15. (c) Segmentação de Niblack com janela 50x50. (d) Segmentação de Niblack com janela 100x100.....	34
Figura 11 – Exemplos de elementos estruturantes. (a) Elemento estruturante em linha, a esquerda, forma matricial a direita, representação em imagem. (b) Elemento estruturante em coluna. (c) Elemento estruturante em disco. (d) Elemento estruturante em cruz.....	35
Figura 12 – (a) Imagem binarizada, com sobreposição do elemento estruturante. (b) resultado da erosão. (c) resultado da dilatação.....	37
Figura 13: (a) Cilindro intersectado por dois planos paralelos. (b) Parâmetros que caracterizam a fratura.....	40
Figura 14: Planificação do das curvas geradas pela intersecção dos cilindros A e B com o plano.....	40
Figura 15: Imagem acústica registrada pela ferramenta UBI. (a) Forma do poço. (b) Forma planificada.....	41

Figura 16: Esquema de um cilindro intersectado por dois planos gerando a imagem planificada.	42
Figura 17: (a) Tronco de um cilindro intersectado por um plano. (b) Planificação da elipse.	43
Figura 18: Exemplo da aplicação da equação 20 para $\alpha = 45^\circ$, $\theta = 0$, $b = 1$ e $m = 0$	45
Figura 19: Exemplo da aplicação da equação 20 para $\alpha = 45^\circ$, $\theta = 90^\circ$, $b = 1$ e $m = 2$	45
Figura 20: Cilindro elíptico.	46
Figura 21: Definição do modelo.	49
Figura 22: (a) Modelo de acamamento com camadas planadas. (b) Modelo de acamamento com inclinação de 10°	50
Figura 23: (a) Modelo sintético com três camadas e uma fratura. (b) Efeito do ruído no modelamento.	51
Figura 24: (a) Imagem UBI pré-processada. (b) Representação de uma curva de tempo de trânsito do perfil. (c) Representação de uma curva de valores de amplitude ao longo do intervalo perfilado. Petrobras.	53
Figura 25: Decomposição em componentes R, G e B da imagem colorida.	54
Figura 26: (a) Componente R da imagem. (b) Histograma.	55
Figura 27: (a) Imagem binarizada, destacados em vermelho as estruturas que compõe a imagem juntamente com a faixa branca e que não são considerados ruídos. (b) imagem processada pelo operador.	57
Figura 28: Bordas detectadas.	58
Figura 29: Borda detectada no modelo apresentado.	59
Figura 30: Projeção da intersecção de um plano paralelo a base com poço.	61
Figura 31: Polinômios ajustando borda superior e inferior.	62
Figura 32: (a) Modelo sintético com 3 camadas, sem ruído. (b) Modelo sintético com 3 camadas, com ruído.	66
Figura 33: Morfologia.	68

Figura 34: Detecção de borda.	69
Figura 35. (a) Modelo sintético com 3 camadas e duas fraturas	72
Figura 36. (a) Modelo sintético com 3 camadas e duas fraturas	74
Figura 37: Círculo polar	75
Figura 38: Família de fraturas.....	77
Figura 39. (a) Fratura 1. (b) Fratura 2. (c) Fratura 3. (d) Fratura 4.	78
Figura 41: (a) Imagem de amplitude acústica. (b) Fraturas detectadas. (c) Testemunho. (d) Diagramas polares.	82
Figura 42: (a) Imagem de amplitude acústica. (b) Fraturas detectadas. (c) Diagrama polar.	83

LISTA DE TABELA

Tabela 1 - Valores de velocidade da onda em alguns meios.	17
Tabela 2 - Parâmetros para obtenção do modelo.	51
Tabela 3 - Relação entre valores de amplitude e mapa de cores.....	54
Tabela 4 - Valores de entrada e saída para o modelo apresentado.....	63
Tabela 5 - Litologias	66
Tabela 6 - Condições do poço.....	66
Tabela 7 - Modelo da fratura	67
Tabela 8 - Condições da fratura	70
Tabela 9 - Litologia	70
Tabela 10 - Condições do poço.....	70
Tabela 11 - Modelo da fratura	71
Tabela 12 – Comparação entre os valores de entrada e saída para este modelo .	72
Tabela 13 - Condições geológicas para o modelo de fraturas intercortantes.....	73
Tabela 14 - Condições do poço.....	73
Tabela 15 - Modelo da fratura	73
Tabela 16. Modelo com duas fraturas	75
Tabela 17 – Condições geológicas para o modelo da família de fraturas	76
Tabela 18 - Condições do poço.....	76
Tabela 19 - Modelo da fratura	76
Tabela 20. Valores de entrada e saída do modelo de família de fraturas	78
Tabela 21 - Resultado com dados reais	81
Tabela 22 - Resultado com dados reais	83

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	11
2	IMAGENS ACÚSTICAS DE AMPLITUDE	15
2.1	Propagação de ondas acústicas	15
2.2	Perfis de imagem	19
2.2.1	A ferramenta UBI	20
2.2.2	Aplicações	23
3	MORFOLOGIA MATEMÁTICA	28
3.1	Segmentação	28
3.1.1	Segmentação visual	28
3.1.2	Segmentação com lógica Fuzzy	30
3.1.3	Segmentação pelo Método de Niblack	32
3.2	Elemento estruturante	34
3.3	Operadores morfológicos	36
3.3.1	Erosão	36
3.3.2	Dilatação	37
3.4	Detecção de borda	38
4	METODOLOGIA	40
4.1	Modelo das imagens de amplitude acústica	43
4.1.1	Modelo Matemático	43
4.1.2	Modelo Geofísico	48
4.1.3	Modelo Geológico	49
4.2	Pré-Processamento de imagens	53
4.2.1	Simplificação da imagem	53
4.2.2	Indicação das fraturas	57
4.3	Detecção de borda	58
4.4	Extração dos atributos	60
4.4.1	Curva de fratura	60
4.4.2	Cálculo dos atributos	62
5	RESULTADOS	66
5.1	Dados sintéticos	66
5.1.1	Modelo com três camadas e uma fratura em poço ovalizado	66
5.1.2	Modelo com camadas inclinadas, duas fraturas e poço ovalizado ...	71

5.1.3	Modelo com camadas inclinadas, duas fraturas se intersectando e poço ovalizado	73
5.1.4	Modelo de família com múltiplas fraturas	76
5.2	Dados reais	79
5.2.1	Aplicação 1	80
5.2.2	Aplicação 2	81
5.2.3	Aplicação 3	82
6	CONCLUSÕES	84
	REFERÊNCIAS	86

1 INTRODUÇÃO

As fraturas ou as famílias de fraturas, naturalmente geradas pelos esforços tectônicos atuantes nas bacias sedimentares, especificam as principais características de armazenamento e de produção de hidrocarbonetos dos convencionais reservatórios carbonáticos, bem como dos não convencionais, como os reservatórios de embasamento fraturado (HORNBY & LUTHI, 1992). Nos últimos anos, o desenvolvimento da tecnologia do fraturamento hidráulico, tem possibilitado a criação e manutenção de extensas fraturas artificiais em torno dos poços de produção, o que propicia a exploração comercial do gás natural em camadas de folhelho (NIE *et al*, 2013).

No entanto, no que tange a sua importância para a caracterização de importantes reservatórios de hidrocarbonetos, como os do pré-sal brasileiro, a obtenção de dados realistas, que possibilitem a previsão dos volumes armazenados e do desempenho da produção de hidrocarbonetos nos reservatórios fraturados é muito mais complexa, que nos casos dos reservatórios siliciclásticos (arenitos e conglomerados), caracterizados por porosidade e permeabilidade intergranulares (ELLIS & SINGER, 2008). Informações parciais, como a localização em profundidade e a estimativa das propriedades petrofísicas (argilosidade, porosidade, saturação de água) em semelhança aos reservatórios convencionais, não são suficientes para o desenvolvimento das estratégias de produção e de injeção de água nos reservatórios fraturados, sem o conhecimento das características específicas das fraturas ou o mapeamento das fraturas em cada intervalo produtor, em termos da magnitude da sua abertura, da sua inclinação e da sua direção (ROTHKOPF & WADLEIGH; 1994).

O problema da caracterização direta dos reservatórios fraturados torna-se, em muitos casos, de extrema complexidade. O mapeamento das fraturas realizado pela geologia estrutural em reservatórios análogos pode ser irrelevante em razão da possibilidade de atuação de esforços tectônicos diferentes nas diversas locações de uma bacia e, principalmente, em relação a outras bacias, que resultam em fraturas completamente diversas, em termos das suas aberturas, inclinação e direção. Por sua vez, como o fator de recuperação dos testemunhos pode ser extremamente baixo nas

zonas fraturadas de interesse, que praticamente inviabiliza a possibilidade de caracterização das fraturas.

Uma vez que, os perfis geofísicos convencionais (resistividade, raio gama natural, densidade) são relativamente pouco sensíveis à presença de fraturas (LUTHI, 2001), a geofísica de poço apresenta uma possibilidade de realização da caracterização indireta das fraturas, a partir do desenvolvimento de ferramentas, que produzam os perfis de imageamento da parede do poço. Estas imagens são construídas a partir da medida da variação da amplitude de uma onda (eletromagnética ou acústica) produzida pela sua incidência direta em materiais com diferentes coeficientes de reflexão (ELLIS & SINGER; 2008). Considerando, que o material de preenchimento das fraturas difere da rocha intacta, principalmente pela presença de fluido, resulta na existência de diferentes coeficientes de reflexão, de modo que as fraturas serão, então, perfeitamente visíveis nestas imagens.

No entanto, persistem problemas quando da interpretação das imagens da parede do poço, que, em quase sua totalidade, é realizada de forma qualitativa, valendo-se apenas da visão e da experiência do geofísico de poço para a identificação das fraturas de origem tectônica, que são as únicas a contribuir efetivamente para a caracterização do reservatório fraturado. Considerando apenas alguns dos fenômenos mais comuns, que alteram a parede do poço e conseqüentemente a sua imagem, pode-se observar as muitas dificuldades encontradas na interpretação qualitativa das imagens da parede do poço. Os esforços artificiais produzidos pela perfuração do poço induzem ao aparecimento de fraturas artificiais, que em muitos casos se apresentam visualmente como fraturas originais e, obviamente, não contribuem para a caracterização do reservatório. O imageamento dos contatos de camadas diferentes, como nos casos de poço vertical ou horizontal atravessando camadas inclinadas e, principalmente, nos casos de poços desviados atravessando camadas inclinadas; o ruído associados a estes contatos, muitas vezes, resultam em imagens em muito semelhantes à das fraturas tectônicas.

Uma das formas mais divulgadas para a utilização do computador no auxílio a interpretação das imagens da parede do poço é ajuste de curvas senoidais às formas das fraturas visualmente identificadas nas imagens (ZOBACK, 1985. LUTHI, 2001.

GAILLOT *et al*, 2007. BLAKE & DAVATZES, 2012) apresentando apenas resultados parciais, pois não há distinção entre os tipos de fratura e em relação aos contatos das camadas, inclinados em relação ao poço.

Esta tese de doutorado aborda o problema da caracterização de fraturas (determinação da sua profundidade, direção, inclinação e abertura média) em imagens de amplitude acústica da parede de poço geradas pela ferramenta UBI (ultrasonic borehole imager - SLB). Neste sentido, o problema é interpretado na forma de um problema clássico do processamento digital de imagens, conhecido como, detecção de borda. Um algoritmo clássico do processamento digital de imagens, a morfologia matemática (MATHERON & SERRA, 1964), é adotado para a solução deste problema. O princípio de operação da morfologia matemática atuando como um detector de bordas em imagens digitais baseia-se na identificação de formas (conjunto de pixels com características geométricas definidas) que, por ventura, estejam presentes na imagem, baseado no formalismo matemático da teoria clássica dos conjuntos, assim o processamento da imagem ocorre com a utilização de operações simples dos conjuntos como uniões, intersecções, complementações e translações, calculadas a partir de um conjunto base de pixels, denominado como elemento estruturante. Independente do seu formato e tamanho, o processamento de imagens com a morfologia matemática busca quantificar a interação do elemento estruturante com a imagem.

Em que pese a robustez demonstrada pela morfologia matemática na determinação das bordas das fraturas, ela por si só não é capaz de resolver o problema da caracterização (profundidade, direção e inclinação) das fraturas. Bem como, diferenciar uma fratura tectônica de outra produzida pelos esforços criados durante a perfuração.

Em trabalhos anteriores a caracterização das fraturas foi estimada a partir das características da senóide assumida como representativa da geometria da fratura (LUTHI, 2001. GAILLOT *et al*, 2007).

Nesta tese apresenta-se uma metodologia para a caracterização das fraturas e a distinção entre fraturas naturais e artificiais, em termos de um modelamento físico-matemático das imagens de amplitude geradas pela ferramenta UBI. A principal característica da metodologia aqui apresentada é a adoção de um polinômio de 4º grau

para realizar a caracterização das fraturas tectônicas. O modelo das imagens de amplitude considera cada fratura definida pela intersecção do poço por dois planos linearmente independentes. Esta característica permite determinar a abertura das fraturas.

A avaliação desta metodologia é realizada com imagens geradas pelo modelo apresentado que corrobora a caracterização das fraturas realizada em imagens reais.

2 IMAGENS ACÚSTICAS DE AMPLITUDE

São imagens construídas a partir da medida da variação da amplitude de uma onda acústica. A onda é gerada pela ferramenta, se propaga pela lama e incide de forma direta (0° em relação ao raio do poço) em materiais com diferentes coeficientes de reflexão (ELLIS & SINGER; 2005) resultando em uma onda com amplitude atenuada em função dos coeficientes de reflexão que são mensurados pela ferramenta. Considerando, que o material de preenchimento das fraturas difere da rocha intacta, principalmente pela presença de fluido isto resulta na existência de diferentes coeficientes de reflexão, de modo que as fraturas serão marcadas nestas imagens.

2.1 PROPAGAÇÃO DE ONDAS ACÚSTICAS

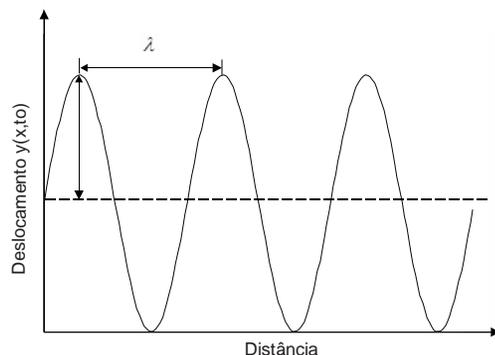
Uma onda acústica que se propaga na direção $+x$ com velocidade v pode ser expressa matematicamente por uma função $y = f(x \pm t)$, onde y é a posição de uma partícula no tempo t .

Uma representação de uma onda acústica é na forma harmônica (periódica), que pode ser expressa de acordo com a eq.(1):

$$y(x, t) = A \cos(kx - \omega t). \quad (1)$$

Percebe-se então, ao menos a existência de dois domínios distintos: a posição e o tempo.

Figura 1 – Representação dos elementos de onda



Fonte: Do autor.

Olhando para o gráfico de uma onda na Figura 1 temos os elementos fundamentais das ondas, a partir dos quais são definidas outras ideias e conceitos: O pico da onda representa a amplitude A . O tempo gasto para a onda gerar outro pico é chamado de período T . A distância entre os dois picos é o comprimento de onda λ .

A partir desses elementos podemos definir a frequência:

$$f = \frac{1}{T}. \quad (2)$$

E definir também a velocidade de propagação da onda no meio:

$$v = \frac{\lambda}{T} = \lambda f. \quad (3)$$

Para um meio homogêneo e isotrópico existe uma relação inversa entre o comprimento de onda e a frequência.

Em geral as fontes usadas na geofísica, mesmo as naturais, emitem ondas não numa determinada frequência, mas num intervalo de frequências, com um determinado comprimento de onda, dependendo do material no qual se dá a propagação e os interesses a serem investigados.

Segue uma tabela com as velocidades típicas (em m/s) das ondas compressoriais:

Tabela 1 - Valores de velocidade da onda em alguns meios.

Material	v (m/s)
Solo	250 – 600
Argila	1100 – 2500
Areia insaturada	200 – 1000
Areia Saturada	800 – 2200
Granito	5000 – 6000
Basalto	5400 – 6400
Metamórficas	3500 – 7000
Arenitos	2000 – 4500
Calcários	2000 – 6000
Ar	330 – 340
Água	1400 – 1600

Fonte: Adaptado de Ellis (2007)

Um distúrbio provocado num instante t_0 numa determinada posição gera um pulso (um deslocamento y na equação da onda) que se propagará (como uma onda) homoganeamente por todo o volume do material. Se num outro instante $t > t_0$, qualquer, juntar-se as novas posições (x na equação) destes pulsos teremos a frente de onda, e o raio será o segmento que liga a origem às frentes de onda perpendicularmente.

Quando estas frentes de ondas encontram camadas rochosas estratificadas, o seu comportamento pode ser descrito por dois princípios básicos: O Princípio de Huygens e o Princípio de Fermat.

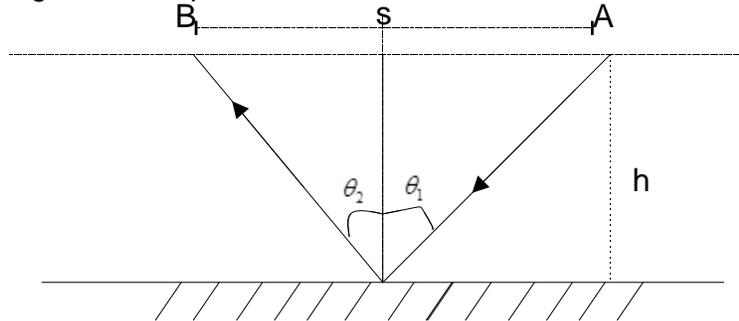
O Princípio de Huygens estabelece que cada ponto de uma frente de onda é uma nova fonte emissora de ondas, com a mesma frequência e com igual velocidade de propagação. (Resnick, Halliday, & Krane, 2003).

O Princípio de Fermat estabelece que o percurso de uma onda (luz) entre dois pontos é aquele que corresponde ao menor tempo de propagação entre eles. (Resnick, Halliday, & Krane, 2003).

Considera-se a propagação de uma onda incidente sobre a superfície de separação (interface) entre duas camadas de materiais diferentes (1 e 2), o que implica

em velocidades diferentes (v_1 e v_2) de propagação da onda. O ângulo formado pelo raio incidente e a normal à superfície é denominado como ângulo de incidência θ_1 .

Figura 2 – Esquema de incidência e reflexão de onda.



Fonte: Da autora

Então, dentre todas as possibilidades de caminho, pelo princípio de Fermat a onda se propagará na trajetória que implica no tempo mínimo.

Toma-se, conforme a Figura 2, um plano horizontal acima da interface (separados por uma distância h dada) e o ângulo de reflexão θ_2 . Nesse plano, fixa-se a distância entre o ponto de incidência A e o ponto de reflexão B e será denotada por s (conhecida). A escolha de h e de B são arbitrárias, uma vez fixados existe uma infinidade de caminhos, que chegam por A , atingem a interface e passam por B .

Cada um dos diversos caminhos possui uma distância x diferente, da qual (se s é fixada) depende tanto o ângulo de incidência quanto do ângulo de reflexão. Dos triângulos retângulos formados pela normal, pela superfície e pelos raios incidentes e emergentes podem-se escrever as eq.(4) e (5), respectivamente.

$$AO^2 = h^2 + x^2, \quad (4)$$

$$OB^2 = h^2 + (s - x)^2, \quad (5)$$

E ainda

$$\text{sen}(\theta_1) = \frac{x}{h^2+x^2}, \quad (6)$$

$$\text{sen}(\theta_2) = \frac{s-x}{h^2+(s-x)^2}. \quad (7)$$

O problema consiste agora em encontrar uma relação do tempo com a distância x , poderemos descobrir para qual x o tempo é mínimo e então, como x determina o caminho, o princípio de Fermat para o tempo mínimo se aplica.

Como conhecemos as distâncias (hipotenusas) e as velocidades podemos encontrar o tempo $t(x)$:

$$t(x) = \left[(x^2 + h^2)^{1/2} / V_1 \right] + \left[((s-x)^2 + h^2)^{1/2} / V_1 \right]. \quad (8)$$

Impondo a condição para o tempo mínimo ($dt/dx = 0$) usando a regra da cadeia, colocando o inverso da velocidade em evidência e comparando o restante da expressão com os senos dos ângulos, tem-se:

$$\text{sen}\theta_1 / V_1 - \text{sen}\theta_2 / V_1 = 0. \quad (9)$$

De onde vem:

$$\theta_1 = \theta_2. \quad (10)$$

Isso mostra que numa reflexão, o caminho de emergência é aquele em que esse ângulo é igual ao de incidência (princípio de Arquimedes). A equação anterior é a expressão da Lei de Snell.

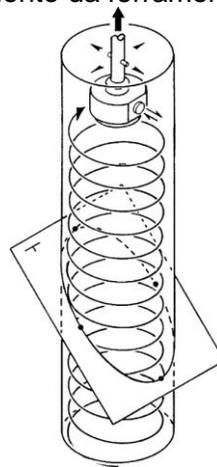
No caso particular da incidência direta a onda refletida percorre a mesma trajetória da onda incidente.

2.2 PERFIS DE IMAGEM

Há uma variedade de ferramentas de imagem acústica disponíveis. Algumas das ferramentas mais comuns são o Borehole Televiwer (BHTV, da Schlumberger), Ultrasonic Borehole Imaging (UBI; da Schlumberger), Circunferential Borehole Imaging Log (CBIL, de Baker Atlas), STAR Imager (STAR, de Baker Hughes), e o LWD / MWD Acoustic Caliper log (ACAL; da Halliburton).

As ferramentas de imagem acústica, em comum, utilizam um transdutor piezoelétrico rotativo, que opera tanto como fonte e receptor. Em um primeiro momento, o transdutor emite um pulso sonoro de alta frequência na direção da parede do poço. Após o transdutor opera como receptor mensurando simultaneamente a amplitude e o tempo de trânsito do pulso refletido. O tempo de trânsito e a amplitude das ondas acústicas refletidas são medidas realizadas com espaçamento angular constante (aproximadamente 2°) em seu movimento ascensional ao longo do poço, Figura 3.

Figura 3 - Esquema de posicionamento da ferramenta no interior do poço.



Fonte: Adaptado de Ellis. (1987).

2.2.1 A Ferramenta UBI

A sonda inclui um transdutor giratório, disponível em diferentes tamanhos, como mostrado na Figura 4, que podem ser adaptados a diferentes diâmetros de poço.

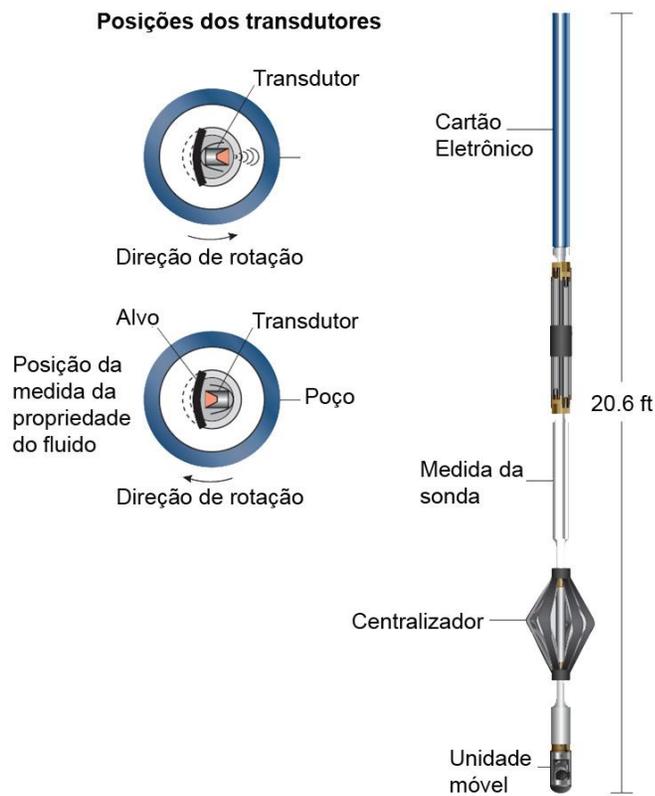
Figura 4 - Sonda ferramenta UBI.



Fonte: Adaptado de Akbar. (2002).

A direção de rotação é controlada na montagem da ferramenta, o padrão é 180° à esquerda, Figura 5.

Figura 5 - Posicionamento da sonda no interior do poço e ferramenta UBI.



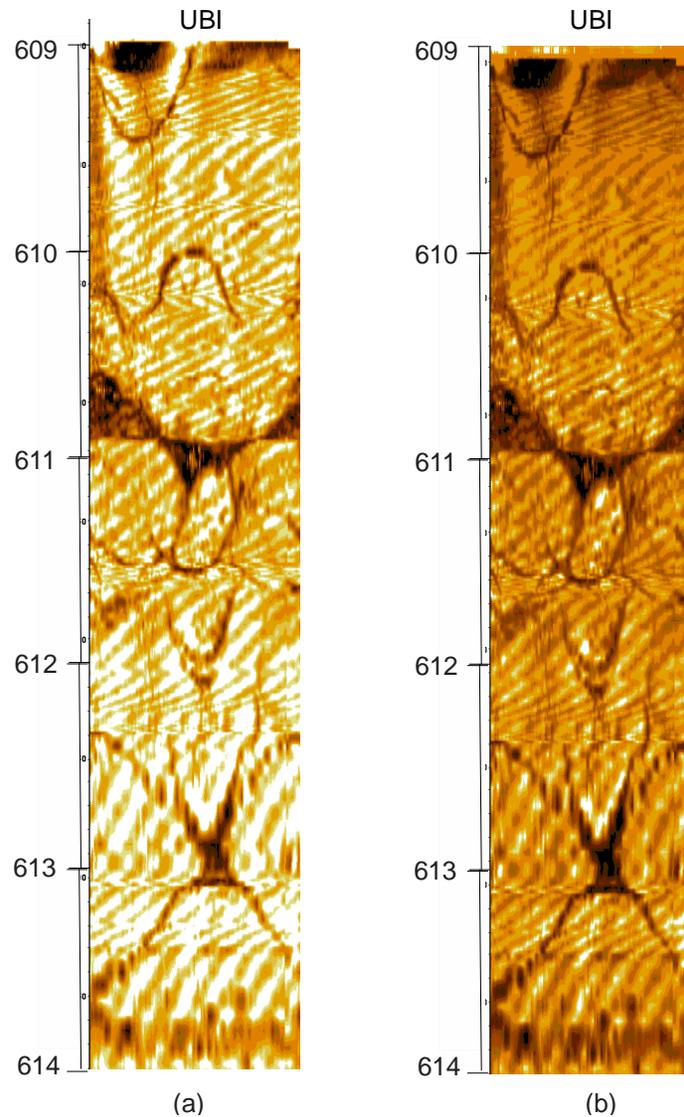
Fonte: Adaptado de Akbar. (2002).

O transdutor é transmissor e receptor, transmitindo um pulso ultra-sônico e recebendo os pulsos refletidos pela formação. Um processamento interno digitaliza e filtra os sinais refletidos imediatamente após a sua chegada. Os dados processados são, então, transmitidos para a superfície onde são transformados em duas imagens orientadas, a imagem de amplitude e a imagem de tempo de trânsito.

Na ferramenta UBI existe um único transdutor focalizado, o qual pode operar a 250 kHz com uma resolução de 9 mm ou a 500 Khz com uma resolução de aproximadamente 5 mm. Frequências mais altas geram imagens com resolução mais alta, enquanto frequências mais baixas, apesar de menor resolução, tem a vantagem de permitir boas medidas mesmo em poços com lama altamente dispersiva. O modo de resolução de imagem é selecionado em correspondência ao ambiente do poço, observando o tipo e a densidade da lama de perfuração.

A imagem de amplitude de onda é representada pela aplicação de uma normalização estática ou dinâmica para realçar as características do poço. Na normalização estática, o intervalo de dados válidos é calculado e dividido em 256 níveis de cor. Na normalização dinâmica, a intensidade da cor é redimensionada ao longo de um intervalo menor, aumentando o contraste entre os níveis de amplitude. Cores escuras representam baixa amplitude e raios grandes, indicando rugosidade no poço, alargamento, e material de atenuação, ver Figura 6.

Figura 6 - (a) Imagem de amplitude acústica com normalização estática. (b) Imagem de amplitude acústica com normalização dinâmica.



Fonte: Expedition Scientific Party (2005).

2.2.2 Aplicações

Estabilidade do poço

Problemas de estabilidade da parede do poço podem ocorrer durante a perfuração ou ao longo de sua vida útil. As imagens produzidas pela ferramenta UBI

fornece subsídios para análise da secção transversal e a ovalização do poço durante a perfuração, permitindo uma análise clara e detalhada do problema.

Análise de tensões

As indicações da magnitude e orientação dos esforços atuantes ao longo da parede do poço podem ser avaliadas pelas imagens da parede do poço. O cisalhamento ou o deslocamento ao longo de um plano de fratura podem ser detectados nas medidas da ferramenta UBI.

Análise de Fraturas

As fraturas de origem tectônica se desenvolvem na formação a partir da ação dos esforços naturais presentes na bacia sedimentar e a sua trajetória reflete a região em que a resistência mecânica das rochas foi exaurida. Normalmente, a trajetória ou o traço da superfície da fratura em uma secção estratigráfica (secção transversal) da bacia é não linear. Na escala do diâmetro do poço a trajetória da fratura pode ser assumida como um plano (FIORI & CARMIGNANI, 2009). Na maioria dos casos as fraturas tectônicas de interesse para a produção de hidrocarbonetos são aquelas que apresentam uma abertura ou um preenchimento com material de diferentes propriedades físicas que a rocha fraturada. Em termos da avaliação de formação, a abertura define as características de porosidade e permeabilidade do reservatório fraturado (Ellis, 2007). Considerando a abertura, uma única fratura pode ter a sua origem interpretada como o cruzamento do poço por dois planos quaisquer.

O preenchimento das fraturas é de origem variável e depende das características geológicas da bacia durante e após o desenvolvimento da fratura. Em alguns casos o preenchimento pode ser constituído por fragmentos da rocha fraturada, se cimentados ou não e nos casos mais extremos, como no fraturamento artificial dos folhelhos com gás, o preenchimento pode ser constituído por materiais completamente diferentes da rocha fraturada. A condição comum do preenchimento é a presença de fluido, normalmente não presente na constituição original da rocha fraturada. O fluido na

fratura é o motivo principal da análise de fraturas nas imagens da parede do poço para a exploração ou produção de hidrocarbonetos. No caso dos reservatórios fraturados o hidrocarboneto preenche parte ou completamente a abertura da fratura.

Como as propriedades físicas que definem o coeficiente de reflexão (densidade e velocidade) são diferentes na fratura e na rocha estes dois materiais produzirão diferentes atenuações na amplitude de um pulso acústico. Deste modo, a interpretação visual das imagens de amplitude da parede do poço permite a identificação das fraturas a partir do contraste de amplitude das ondas refletidas na fratura e na rocha.

3 Morfologia Matemática

O processamento digital de imagens foi desenvolvido nos anos de 1960 coincidindo com o desenvolvimento dos computadores. Uma grande contribuição para o desenvolvimento dos algoritmos, hoje chamados clássicos, ocorreu nos laboratórios das empresas Jet Propulsion e Bell e nas universidades, MIT e de Maryland (Matheron & Serra, 2000). As principais aplicações desenvolvidas tratavam com as imagens de satélite, com a conversão de padrões de transmissão de fotografias em cabos submarinos e imagens médicas. Outras aplicações são o reconhecimento de caracteres ou da escrita manual e o melhoramento de fotografias digitais. No início do processamento de imagens existiu um custo alto devido ao valor de mercado dos primeiros computadores, custo esse que é irrelevante nos dias atuais e colaboram para o desenvolvimento e as aplicações do processamento de imagens nos mais variados campos do conhecimento humano.

Um dos problemas clássicos do processamento de imagens é o que trata da detecção de bordas. Neste problema busca-se delimitar as formas presentes em uma imagem a partir do contraste entre pixels vizinhos. Este contraste é perfeitamente definido nas imagens binárias (preto e branco), porém, podem se tornar bastante complexo nas imagens em tons de cinza e principalmente nas imagens coloridas. Muitas técnicas foram desenvolvidas para a solução do problema de detecção de bordas (VICENTE, 1994.), (Pratt., 2001), (Niblack, 1986), (Otsu, 1979). Uma destas técnicas e com um grande número de aplicações é a morfologia matemática, que originalmente não foi proposta com este fim (A, Matheron, & J, 1967), porém, que possuem características que a tornam uma eficiente técnica detecção de bordas.

A morfologia matemática foi desenvolvida a partir dos estudos da geometria dos meios porosos na década de 60, com os trabalhos de Matheron e Serra (1967), que introduzem o formalismo da teoria clássica dos conjuntos na análise de imagens binárias, tornando possível o seu processamento com a utilização das operações elementares entre conjuntos (união, intersecção, complemento e translação), possibilitando o processamento e a análise não linear de imagens, produzindo o realce, a segmentação, a esqueletização e a detecção de bordas. A morfologia matemática foi

aplicada em várias áreas como: biologia, metalografia, biomédica, visão robótica, controle de qualidade, reconhecimento de caracteres, etc.

O princípio básico da morfologia matemática consiste em extrair uma informação relativa a geometria e a topologia de um conjunto desconhecido de pixels em uma imagem pela sua transformação a partir de outro conjunto completamente definido, chamado elemento estruturante, tal que se possa quantificar a presença ou não do elemento estruturante na imagem.

No processamento digital de imagens, as funções e os conjuntos são tratados de maneira semelhante. A seguir, temos as definições de imagens em tons de cinza e binária.

Definimos uma imagem em níveis de cinza como uma transformação do tipo $Z^2 \rightarrow N$, isto é, uma regra ou conjunto de regras que permite associar a cada par (x, y) de Z^2 um "único" elemento i natural de N . N é o conjunto dos números naturais, $\{0, 1, 2, 3, \dots\}$ e está associado aos níveis de cinza de uma imagem. Já o par (x, y) representa a posição de um pixel num determinado "grid" ou malha que forma a imagem. Desta forma, imagens com as mais diversas resoluções radiométricas serão definidas por transformações ou funções distintas.

Definimos uma imagem binária como uma transformação do tipo $Z^2 \rightarrow \{0,1\}$, isto é, uma regra ou conjunto de regras que permite associar a cada par (x, y) de Z^2 um "único" elemento 1 ou 0.

A metodologia operacional apresentada pela morfologia matemática envolve três fases distintas. A primeira é conhecida como segmentação, onde se procede a separação da imagem em termos das suas formas constituintes. Nesta fase, busca-se delimitar os conjuntos de pixels semelhantes. A segunda fase é a definição do elemento estruturante ou de um conjunto de pixels com características conhecidas e comuns entre si. A última fase do processamento de imagens com a morfologia matemática trata das operações morfológicas, em termos da sua sequencia de ocorrência, definida pelo objetivo do processamento realizado. Nas seções seguintes realiza-se um detalhamento de cada uma das fases envolvidas na metodologia da morfologia matemática.

3.1 SEGMENTAÇÃO

A expressão segmentar, em processamento digital de imagem, significa subdividir uma imagem em suas partes ou objetos constituintes.

As técnicas de segmentação estão divididas em dois conceitos distintos:

- O de similaridade: Baseia-se em agrupamento de regiões homogêneas. Por exemplo: limiarização (Thresholding), crescimento de regiões (Region Growing), junção e separação (Split & Merge), aglomeração (Clustering);
- O de descontinuidades: Essas técnicas são definidas por uma operação orientada a vizinhança. Por exemplo: detecção de ponto, detecção de linha e detecção de bordas. (LOPES, 2003).

Algumas maneiras de se fazer uma segmentação: tentativa e erro, método de Otsu (Otsu, 1979), segmentação visual, segmentação por Lógica Fuzzy, segmentação pelo método de Niblack, em Trier (1995) há um estudo comparativo de onze métodos diferentes de segmentação. A binarização de Niblack mostrou-se superior a outros onze métodos de binarização local adaptativa por ele analisados.

Destaca-se aqui três tipos de segmentação: segmentação visual, segmentação através da Lógica Fuzzy e segmentação pelo método de Niblack.

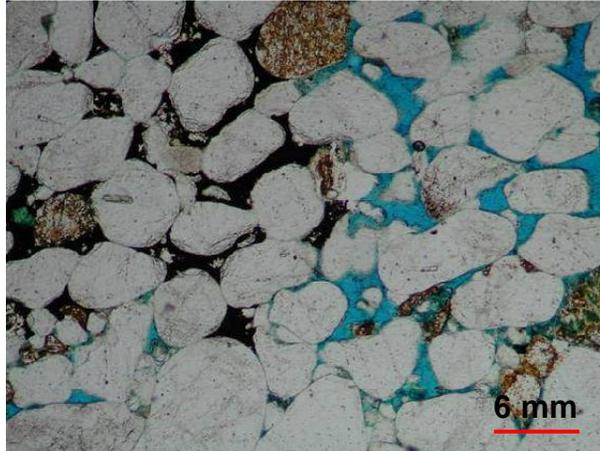
3.1.1 Segmentação Visual

A segmentação por inspeção visual é obtida através da análise do histograma da imagem. A partir do agrupamento de pixels, pode ser definido um limiar que separe o objeto do fundo. Esse é um método eficiente para esse tipo de processamento, porém, é manual, e dificulta o processo, pois necessita de intervenção direta do usuário. Dependendo da distribuição de pixels de uma imagem, podemos ter ou não, uma fácil escolha do limiar, tendo assim bons resultados.

O histograma é uma das formas mais comuns de se representar a distribuição dos tons de cinza (ou Digital Numbers DNs) de uma imagem, e possivelmente a mais útil. Ele fornece a informação sobre quantos pixels na imagem possuem cada valor possível de DN (que, no caso das imagens de 8 bits, variam de 0 a 255) ou, de forma equivalente, qual a proporção da imagem que corresponde a cada valor de DN.

Para mostrar a segmentação visual, foi utilizada a imagem de uma lâmina petrográfica (Figura 7).

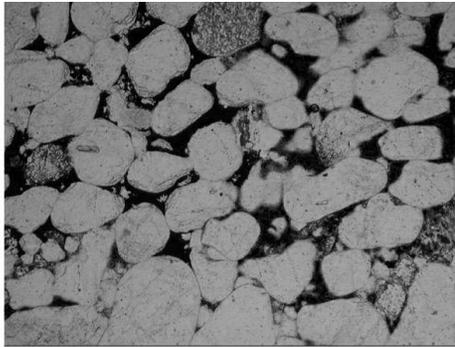
Figura 7 – Lâmina petrográfica a ser segmentada



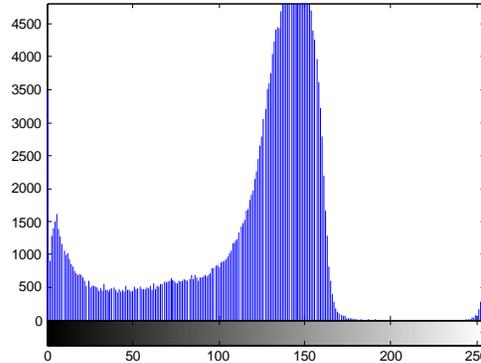
Fonte: PETROBRAS.

Na Figura 8(a) tem-se a imagem em cinza e na Figura 8(b) seu histograma. A partir da análise do histograma foi escolhido o limiar. Para o exemplo, tomando 90 como limiar, valores acima destes são desativados na imagem.

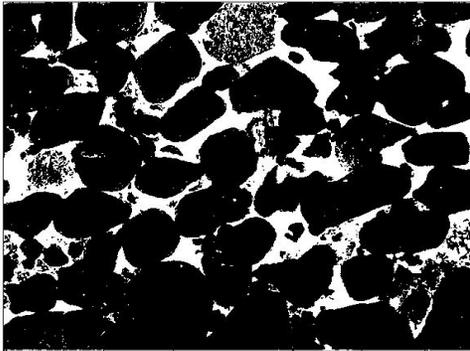
Figura 8 – (a) Componente R da lâmina petrográfica. (b) Histograma. (c) Binarização com limiar 90. (d) Binarização com limiar 50.



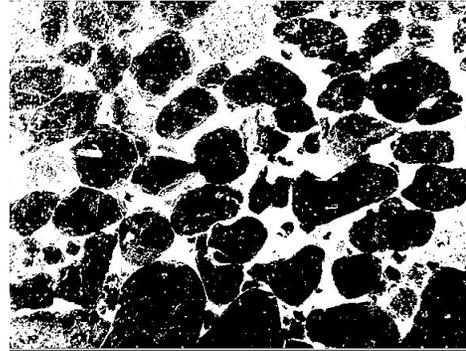
(a)



(b)



(c)



(d)

Fonte: Da Autora

A imagem representada na Figura 8(c) separa o objeto do fundo. Então as concentrações de pixels que estão localizados abaixo de 90 são caracterizados como o poro e os demais pixels como grão.

Para mostrar a influência da escolha de um bom limiar foi escolhido outro valor. Na Figura 8(d), o limiar escolhido foi 50, no entanto, o resultado obtido, não foi tão eficiente para separar poro e grão, visto que, parte dos grãos aparece como poro.

O resultado obtido na primeira limiarização foi mais eficaz do que da segunda.

3.1.2 Segmentação com Lógica Fuzzy

A lógica fuzzy foi proposta para trabalhar com situações de incerteza, e para tentar automatizar procedimentos computacionais, aproximando do raciocínio humano.

Na década de 60, Zadeh (1965) propôs a Lógica Fuzzy visando automatizar tais situações, e hoje está sendo fundamental para essas aplicações. Essa técnica artificial é baseada na teoria dos números e associada aos conceitos básicos de funções de pertinência. A aplicabilidade da lógica fuzzy é vasta, principalmente em inteligência artificial, pois consegue ajudar em definições de conceitos “confusos”. A decisão da máquina não se restringe apenas ao “sim” e ao “não”, mas ao “talvez”, “um pouco mais”, e outras indecisões. Pode-se observar que os operadores fuzzy e suas propriedades têm várias aplicações principalmente em análise de imagens e reconhecimento de padrões (Zadeh, 1965).

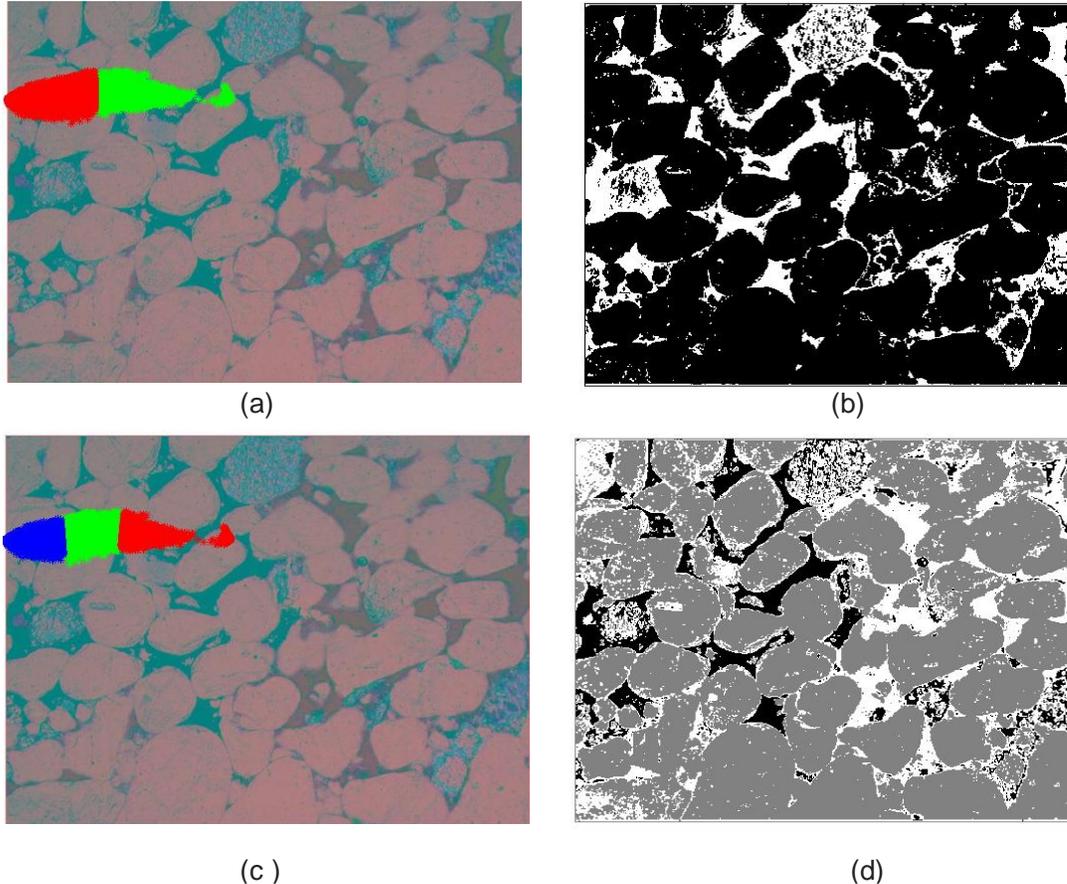
Para realizar processamento fuzzy, a partir das variáveis de entrada, é realizada a fuzzificação, em seguida a inferência, finalizando com a defuzzificação.

A fuzzificação consiste em transformar dados numéricos em uma linguagem natural, os elementos podem assumir grau de pertinência entre 0 e 1. Construído o conjunto de regras, os índices de pertinência calculados são atribuídos a um processo de inferência para extrair a resposta final (BARBOSA, 2005). A defuzzificação é o último processo que é realizado, processo de saída. Há várias maneiras de se fazer a defuzzificação, mas o processo será feito através dos centroides. Para isso o algoritmo FCM será utilizado.

O algoritmo FCM (Fuzzy C- means clustering) agrupa os pixel`s em clusters os quais podem-se obter os intervalos de classes que alimentarão o sistema Fuzzy (CALDAS & GUERRA, 2010). O algoritmo FCM organiza em classes os objetos semelhantes, a partir de suas características. Dependendo da imagem a ser trabalhada o número de clusters é diferente, pois cada uma possui características diferentes definidas. A partir dos intervalos de classes obtidos, o algoritmo FCM automaticamente constrói as funções de pertinência, e assim binariza a imagem desejada.

Para utilizar o algoritmo FCM, é necessário escolher o número de clusters em que a imagem será segmentada. Para tornar uma imagem binária, a quantidade de classes escolhida foi 2, pois assim será dividida em preto e branco. Na Figura 7(a), tem-se a imagem separada em duas classes e na Figura 7(b) a imagem binarizada.

Figura 9 – (a) Imagem separada em 2 Classes. (b) Resultado da segmentação para 2 classes. (c) Três classes. (d) Resultado da segmentação para 2 classes.



Fonte: Da autora

O resultado obtido, na Figura 9(b) é tão eficiente quanto na binarização visual, com a vantagem de não necessitar de intervenção visual para a escolha do limiar. Na Figura 9(c) tem-se a segmentação com a utilização de 3 classes, dessa forma, tem-se uma imagem com três tonalidades, preto, cinza e branco. Nesta imagem, fica clara a separação entre grãos, óleo e água.

3.1.3 Segmentação pelo método de Niblack

O algoritmo de binarização Niblack, um dos algoritmos de binarização local adaptativa existente, é baseado em uma relação estatística entre cada pixel analisado e sua vizinhança. Cujas ideias principais são construir uma superfície limite, baseada na média

local, m , e um desvio padrão s , de valores de cinza computados em uma vizinhança pequena ao redor de cada pixel

$$L = m + ks. \quad (11)$$

onde k é uma constante. Esse método, entretanto, não reduz o ruído da imagem.

O algoritmo calcula para cada pixel da imagem a média m (eq.(12)) e o desvio padrão s (eq. (13)) da vizinhança em torno dele, e a seguir, compara o valor do pixel analisado com o limiar L . Se o valor do pixel for maior que L , ele é considerado pertencente ao fundo, caso contrário, é considerado pertencente a algum objeto.

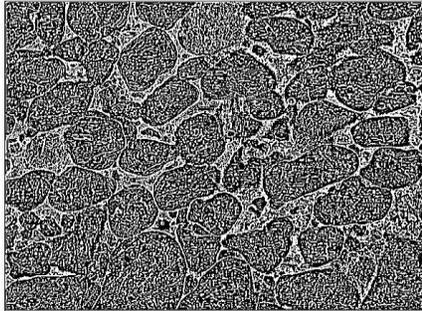
$$m = \frac{1}{xy} \sum_{i=0}^x \sum_{j=0}^y p(i, j). \quad (12)$$

$$s = \sqrt{\frac{1}{x.y} \sum_{i=0}^x \sum_{j=0}^y (p(i, j) - m(i, j))^2}. \quad (13)$$

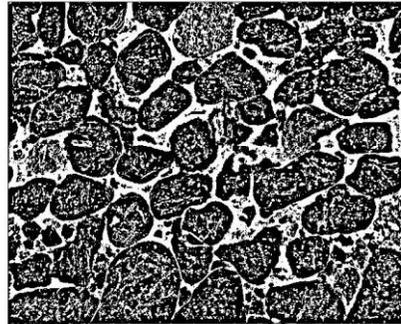
O tamanho da janela precisa ser pequeno o bastante para preservar detalhes e grande o suficiente para suprimir ruídos indesejáveis.

Na Figura 10 vê-se o resultado da binarização pelo método de Niblack para a imagem apresentada na Figura 5, utilizando o valor de $k = -0.2$ e janelas de amostragem de 5, 15, 50 e 100.

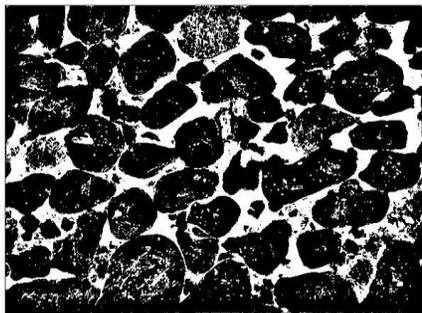
Figura 10 – (a) Segmentação de Niblack com janela 5x5. (b) Segmentação de Niblack com janela 15x15. (c) Segmentação de Niblack com janela 50x50. (d) Segmentação de Niblack com janela 100x100.



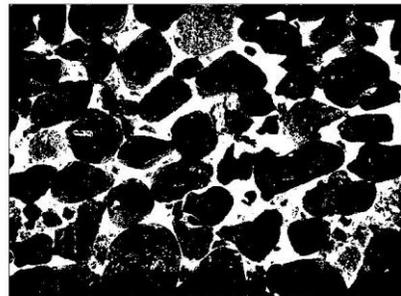
(a)



(b)



(c)



(d)

Fonte: Da autora

3.2 ELEMENTO ESTRUTURANTE

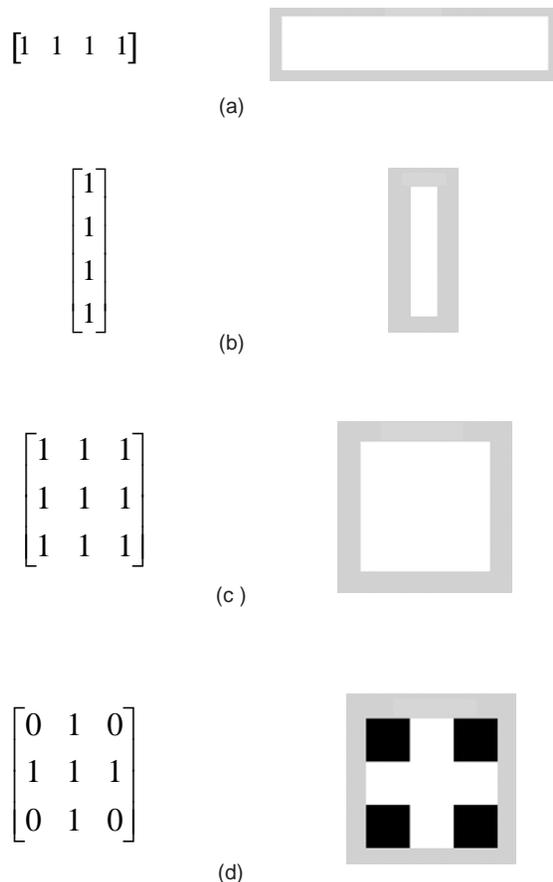
O elemento estruturante pode ser entendido como um conjunto de pixels ou forma, que possui características pré-estabelecidas e conhecidas, construído de acordo com a resolução da imagem. Assim, o elemento estruturante é um padrão arbitrado com um número de pixels muito menor que o número de pixels na imagem. O elemento estruturante também pode ser interpretado como uma imagem, tal que operações entre o elemento estruturante e a imagem processada sejam realizadas com elementos de mesma natureza.

Matematicamente, o elemento estruturante é representado por uma matriz. Para o caso de imagens binárias, a matriz que representa o elemento estruturante é formada com todos os elementos iguais a 0 ou 1 e para o caso de imagens em tons de cinza, a matriz é formada por valores entre 0 e 255.

Uma específica posição do elemento estruturante, chamado como ponto origem, é aquela cujo pixel coincidente da imagem original sofre a alteração imposta pelo operador morfológico. Assim, pode-se interpretar o elemento estruturante caracterizado pela sua forma e posição do elemento origem.

A forma do elemento estruturante e a posição origem são arbitrárias e na maioria das aplicações da morfologia matemática ela não interfere nos resultados ou nas características da imagem processada (REIS, SANTOS & XAVIER 2012). Como exemplo das formas mais comuns para o elemento estruturante tem-se: diamante, disco, retangular, octógono, entre outros. Em todos os casos é assumido a primeira posição do elemento estruturante como a posição do elemento origem. A Figura 11 mostra alguns exemplos de elementos estruturantes.

Figura 11 – Exemplos de elementos estruturantes. (a) Elemento estruturante em linha, a esquerda, forma matricial a direita, representação em imagem. (b) Elemento estruturante em coluna. (c) Elemento estruturante em disco. (d) Elemento estruturante em cruz.



Fonte: Da autora

3.3 OPERADORES MORFOLÓGICOS

O processamento de imagens através da morfologia matemática ocorre com a realização de operações elementares entre a imagem e o elemento estruturante. Em cada operação o elemento estruturante desliza de forma discreta sobre a imagem, alterando apenas um único pixel em cada deslocamento. A posição alterada corresponde ao ponto origem do elemento estruturante.

Os operadores morfológicos, ou seja, as operações elementares entre a imagem e elemento estruturante, são denominadas de erosão e dilatação.

3.3.1 Erosão

A erosão é o operador morfológico que atua no pixel da imagem coincidente com o ponto de origem do elemento estruturante na condição da completa inclusão do elemento estruturante na região da imagem original que está sendo investigada no particular deslocamento. Assim, apenas o pixel ativo da imagem original correspondente ao ponto de origem do elemento estruturante será preservado.

Considere $\hat{I} = (D_I, I)$ uma imagem binária e o conjunto $U_I \subset D_I$ formado pelos pixels $p \in D_I$, tais que $I_{(p)} = 1$. O resultado da operação de erosão é uma imagem binária $\hat{J} = (D_J, J)$ expressa na forma,

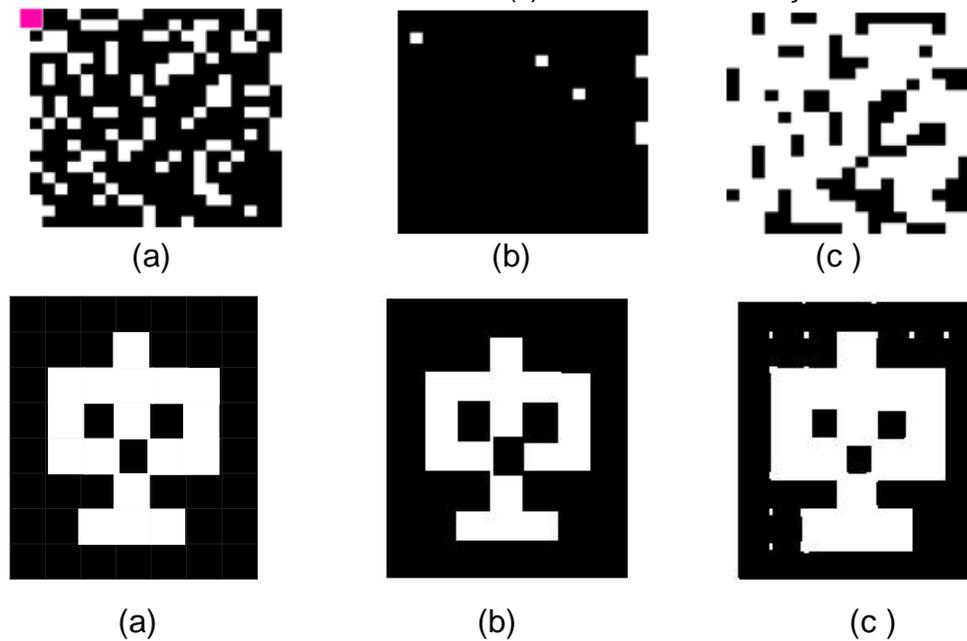
$$ero(\hat{J}) = U_J = \{t : (B)^t \subseteq U_I\}, \quad (14)$$

Isto é, U_J é formado por todos os deslocamentos t tais que o elemento estruturante está inteiramente contido na região da imagem investigada.

A Figura 12 mostra o processamento de uma imagem com a aplicação do operador morfológico de erosão. Assumindo um elemento estruturante na forma de um quadrado (matriz 2x2) de pixels ativos e representado em cor para efeito de visualização. A erosão faz com que o elemento estruturante realize uma “varredura” sobre a imagem original preservando apenas o pixel correspondente a posição de origem do elemento estruturante, na condição da completa inclusão do elemento

estruturante na região investigada da imagem. A Figura 12(a) mostra a posição inicial do elemento estruturante sobre a imagem original. Após os sucessivos deslocamentos do elemento estruturante por toda a imagem original e para cada deslocamento é realizada a operação de erosão. A imagem resultante da operação de erosão sobre a imagem original é apresentada na Figura 12(b).

Figura 12 – (a) Imagem binarizada, com sobreposição do elemento estruturante. (b) resultado da erosão. (c) resultado da dilatação.



Fonte: Da autora

3.3.2 Dilatação

A dilatação é o operador morfológico que atua no pixel da imagem coincidente com o ponto de origem, na condição da intersecção não nula entre o elemento estruturante e a região da imagem investigada em um particular deslocamento. A operação de dilatação pode ser expressa na forma,

$$dil(I) = \{t : (B)^t \cap U_t \neq \emptyset\}. \quad (15)$$

Na Figura 12(c) tem-se a imagem resultante da operação de dilatação do elemento estruturante e da imagem original apresentada na Figura 12(a). As Figuras 12(b) e 12(c) refletem a forma e o valor dos pixels do elemento estruturante utilizado.

3.4 DETECÇÃO DE BORDA

A detecção de borda envolve um conjunto de técnicas do processamento de imagem e da visão computacional, que busca definir pixels em uma imagem digital onde ocorre um contraste, que pode ser na luminosidade (tons de cinza), na cor ou na textura. Os contrastes em uma imagem geralmente refletem eventos importantes e distintos no cenário retratado, como a descontinuação da profundidade (transição entre o objeto e o fundo), descontinuidade da orientação da superfície ou alterações das características do material.

Um das técnicas mais difundidas para a detecção de bordas é aquela em que aplicam-se filtros espaciais lineares baseados no gradiente da função luminosidade para imagens em nível de cinza.

O gradiente de uma imagem $f(x, y)$ na posição (x, y) pode ser escrito na forma vetorial como

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (16)$$

Sabe-se da análise vetorial que o vetor gradiente aponta na direção da máxima taxa de variação de f em (x, y) . Na detecção de borda uma quantidade importante é o módulo desse vetor, geralmente referido simplesmente como gradiente e denotado ∇f , onde:

$$\nabla f = \max(\nabla f) = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2} \quad (17)$$

Essa quantidade é igual a máxima taxa de crescimento de $f(x, y)$ por unidade de distância na direção de ∇f (Gonzalez, 1992).

4 Metodologia

Esta tese de doutorado aborda o problema da caracterização de fraturas, ou seja, a determinação de sua profundidade, da sua direção, inclinação e abertura média nas imagens de amplitude acústica da parede de poço geradas pela ferramenta UBI (Ultrasonic Borehole Imager - SLB) de uma maneira inovadora, dividindo a sua solução em duas etapas. Na primeira, o problema da identificação das fraturas nas imagens de amplitude é tratado na forma de um problema de detecção de bordas, clássico do processamento de imagens digitais. Para a identificação de bordas apresenta-se uma metodologia baseada no processamento de imagens através da morfologia matemática. A segunda etapa trata da caracterização da fratura identificada na etapa anterior. Para tanto, adota-se um ajuste da borda identificada por um polinômio de 4º grau, denominada de curva de fratura.

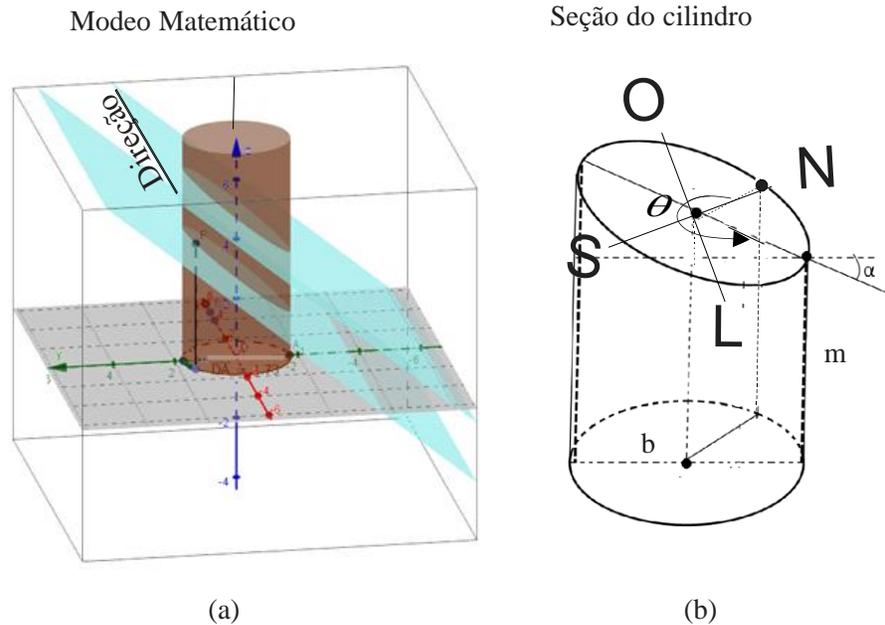
A dificuldade existente para a validação das fraturas caracterizadas nas imagens acústicas da parede do poço por outras fontes de informação deve-se principalmente pela ausência de testemunho ou pelo baixo fator de recuperação dos testemunhos nos reservatórios fraturados, apresenta-se nesta tese um modelo físico matemático para as imagens acústicas da parede do poço com o intuito de avaliar a metodologia aqui apresentada.

Este capítulo inicia-se com a apresentação do modelo das imagens acústicas, em seguida são apresentados o método de identificação da fratura com a morfologia matemática e, finalmente, o método de caracterização das fraturas através do ajuste polinomial.

4.1 MODELO DAS IMAGENS DE AMPLITUDE ACÚSTICA

Considera-se que um poço perfurado nas condições ideais e na ausência de grandes esforços tectônicos possa ser representado como um cilindro. A fratura é representada por dois planos que interceptam o cilindro, como mostrado na Figura 13(a). As características da fratura, com sua inclinação, representado por α , e a sua direção, representado por θ , e profundidade representado por m , estão destacados na Figura 13(b). A distância entre os dois planos representa a abertura da fratura.

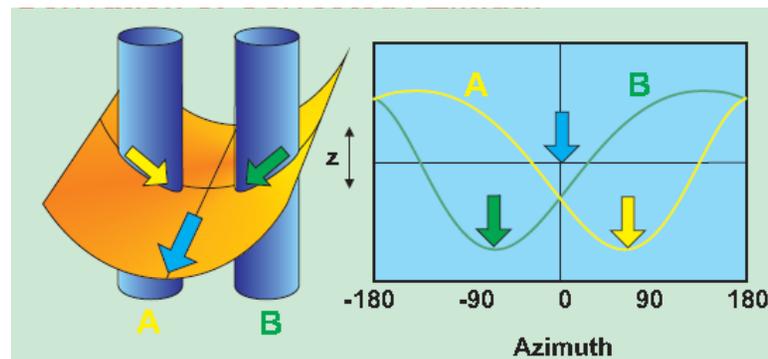
Figura 13: (a) Cilindro intersectado por dois planos paralelos. (b) Parâmetros que caracterizam a fratura.



Fonte: Da autora

A varredura do transdutor ultrassônico ao longo da parede do poço é apresentada na forma planificada como mostrado na Figura 14.

Figura 14: Planificação das curvas geradas pela intersecção dos cilindros A e B com o plano.

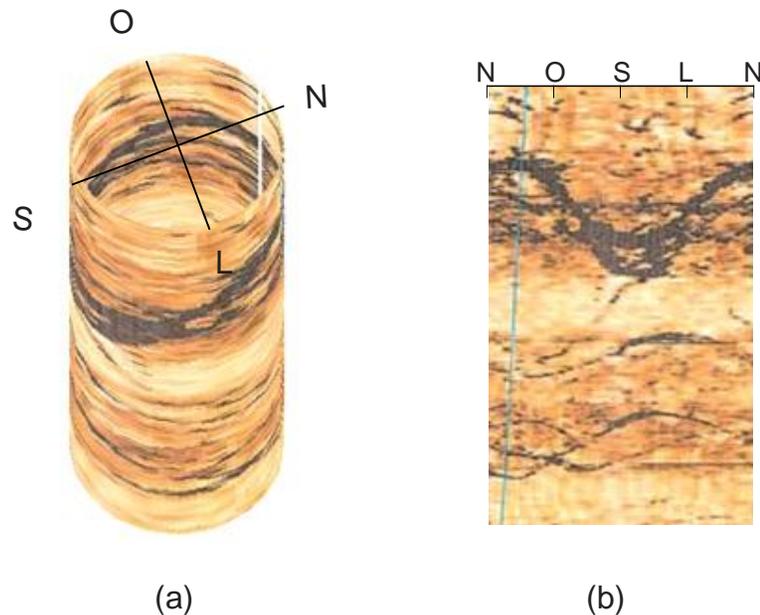


Fonte: Adaptado de Glover & Bormann (2006).

Considere a Figura 15(a) como a representação da parede de um poço a ser perfilado pela ferramenta UBI. O movimento ascensional e rotacional, para o qual a

medida vai ser produzida, inicia-se na posição norte indicado na Figura. Ao planificar esta imagem tem-se a representação de acordo com a Figura 15(b), de tal modo que a primeira coluna desta imagem representa a direção norte da Figura 15(a). A intersecção do cilindro por planos é representado na forma planificada por curvas semelhantes a senóide (Ellis, 2008) e (Saito, Bennett, & Burridge, 1997).

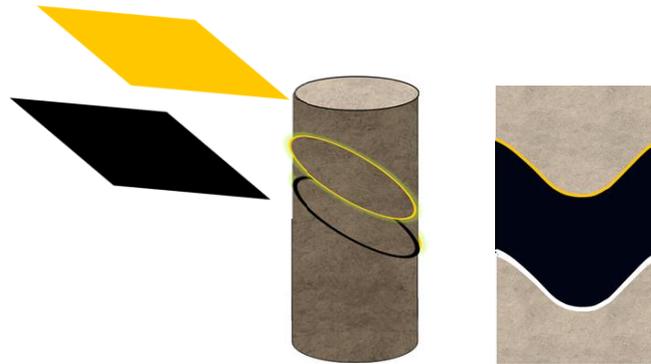
Figura 15: Imagem acústica registrada pela ferramenta UBI. (a) Forma do poço. (b) Forma planificada.



Fonte: Adaptado de (Akbar, Nurmi, Standent, & Sharma, 1993)

Para o caso mais geral, onde a parede do poço é deformada pela ação dos esforços tectônicos, admite-se a secção transversal do poço na forma elíptica. A planificação desta imagem também mostra a intersecção de planos como uma curva elíptica. Considerando dois planos intersectando um cilindro e com planificação feita a partir da orientação tomada como norte, tem-se a imagem gerada na Figura 16.

Figura 16: Esquema de um cilindro intersectado por dois planos gerando a imagem planificada.



Fonte: Da autora

4.1.1 Modelo Matemático

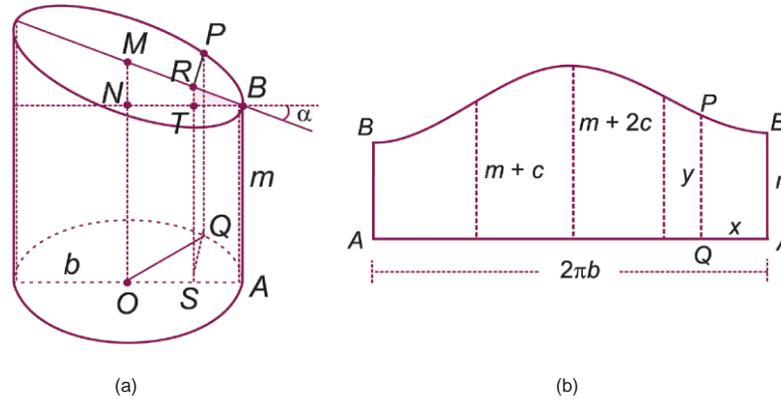
O modelo das imagens acústicas da parede do poço apresentado nesta tese tem como a representação de uma fratura a intersecção do cilindro por dois planos. Assim, nesta seção aborda-se os conceitos da geometria espacial que definem a forma planificada da fratura.

4.1.1.1 Cilindro reto com circunferência na base.

Considere um poço como um cilindro reto sendo seccionado por um plano com uma orientação e uma inclinação qualquer em relação a seção reta do poço. Como mostrado na Figura 16.

Se tomarmos a parte inferior ao corte, teremos um tronco de cilindro como mostra a Figura 17(a). A secção é uma elipse, cujo plano possui uma inclinação de um ângulo α em relação à base. Chamaremos o raio do poço de b , o comprimento que vai da base do poço até a secção de corte será representada por m . O objetivo aqui é representar o corte em função de b , α e m .

Figura 17: (a) Tronco de um cilindro intersectado por um plano. (b) Planificação da elipse.



Fonte: Da autora

Para cada ponto P da Figura 17(b), calcula-se a altura $y = PQ$ em função do arco AQ, de medida x . Para isto, calcula-se TR em função de x .

Nos triângulos BRT e MNB tem-se:

$$\cos \alpha = \frac{TB}{RB} = \frac{NB}{MB} = \frac{OA}{MB} = \frac{b}{MB}. \quad (18)$$

Partindo da relação fundamental da trigonometria, obtemos:

$$1 + \operatorname{tg}^2 \alpha = \frac{1}{\cos^2 \alpha}, \quad (19)$$

logo,

$$1 + \operatorname{tg}^2 \alpha = \frac{MB^2}{b^2} = \frac{a^2}{b^2}, \quad (20)$$

de onde obtemos:

$$\operatorname{tg}^2 \alpha = \frac{a^2 - b^2}{b^2} = \frac{c^2}{b^2}. \quad (21)$$

Assim, podemos representar a relação entre o raio do poço e o ângulo de inclinação do plano de corte como:

$$c = b \operatorname{tg} \alpha. \quad (22)$$

Agora, será relacionado a equação (22) em função da base do cilindro. Observe que $\cos((\theta - x)/b) = OS/b$

$$tg \alpha = \frac{TR}{TB}. \quad (23)$$

Onde TR é expresso de acordo com a equação (24).

$$TR = TBtg \alpha = SATg \alpha = (AO - OS)tg \alpha = (b - b\cos((\theta - x)/b))tg \alpha \quad (24)$$

$$= (1 - \cos((\theta - x)/b))c,$$

logo,

$$y = QP = SR = ST + TR = m + c(1 - \cos((\theta - x)/b)). \quad (25)$$

Assim, a forma planar da elipse é escrita na forma,

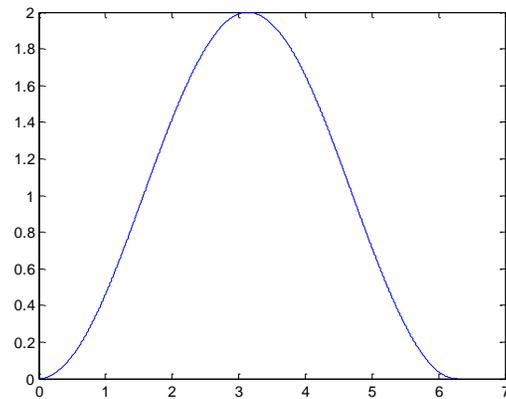
$$y = m + c - c \cdot \cos((\theta - x)/b). \quad (26)$$

A eq. (26) permite obter a forma planar da elipse resultante da intersecção de um cilindro por um plano inclinado em função dos parâmetros geométricos que caracterizam, em termos geológicos, uma fratura qualquer, que são: o ângulo de inclinação da fratura (α), o azimute (direção) da fratura (θ). As características do poço são o seu raio (b) e uma cota de referência da profundidade da fratura (m).

A Figura 18 mostra a forma planar da elipse formada pela intersecção de um plano expresso com os seguintes parâmetros: $\alpha = 45^\circ$, $\theta = 0$ e um plano com $b = 1$ e $m = 0$.

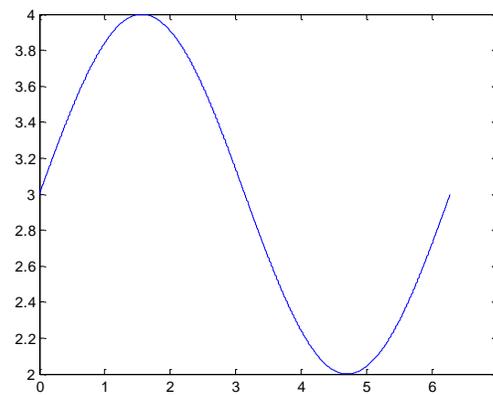
A Figura 19 mostra a forma planar da elipse formada pela intersecção de um plano expresso com os seguintes parâmetros: $\alpha = 45^\circ$, $\theta = 90^\circ$ e um plano com $b = 1$ e $m = 2$.

Figura 18: Exemplo da aplicação da equação 20 para $\alpha = 45^\circ$, $\theta = 0$, $b = 1$ e $m = 0$.



Fonte: Da autora

Figura 19: Exemplo da aplicação da equação 20 para $\alpha = 45^\circ$, $\theta = 90^\circ$, $b = 1$ e $m = 2$.



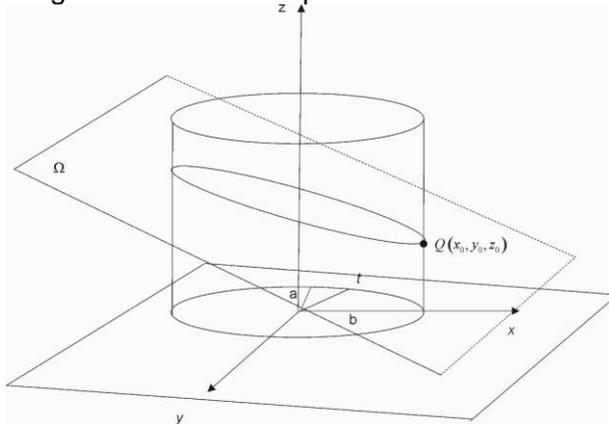
Fonte: Da autora

4.1.1.2 Cilindro elíptico

A eq. (26) descreve a curva da intersecção para o caso de uma circunferência na base do cilindro. O objetivo agora é encontrar uma expressão que descreva a curva de intersecção para o caso de uma elipse na base do cilindro.

Considere um cilindro elíptico, perpendicular ao plano xy , com eixo coincidindo com o eixo z , ver Figura 20.

Figura 20: Cilindro elíptico



Fonte: Da autora

Seja $Q(x_0, y_0, z_0)$ o ponto "mais baixo" da elipse sobre o cilindro. O parâmetro t "desenha" a base elíptica do cilindro com as equações paramétricas

$$x(t) = a \cdot \cos(t) \quad (27)$$

$$y(t) = b \cdot \sin(t). \quad (28)$$

Com $0 \leq t \leq 2\pi$, a e b eixos da elipse da base, α é o ângulo entre o plano Ω e o plano xy . Seja t_0 o parâmetro tal que $x_0 = a \cdot \cos(t_0)$ e $y_0 = b \cdot \sin(t_0)$, isto é, fornece a projeção do ponto Q sobre a base do cilindro, assim z_0 representa a altura do ponto Q (o mesmo que m na descrição do cilindro não oblíquo).

Seja P a equação do plano que passa por (x_0, y_0, z_0) e tem vetor normal a $(A, B, 1)$.

$$P = A \cdot (x - x_0) + B \cdot (y - y_0) + (z - z_0) = 0. \quad (29)$$

Assim,

$$b \cdot \sin(t) - b \sin(t_0) B + a \cdot \cos(t) - a \cdot \cos(t_0) A - z_0 + z = 0. \quad (30)$$

Seja β o complementar do ângulo entre os vetores $(A, B, 1)$ e $(A, B, 0)$, então

$$tg(\beta) = \sqrt{B^2 + A^2}. \quad (31)$$

Derivando a expressão, encontramos os pontos “mais alto” e “mais baixo” da curva.

$$y = m + \frac{atg(\alpha)b(1 - \cos(\theta - x))}{\sqrt{a^2 \sin^2(\theta) + b^2 \cos^2(\theta)}}. \quad (32)$$

Deste modo, tanto para o caso do cilindro de base circular ou base elíptica, a curva resultante da intersecção do cilindro por um plano inclinado é uma elipse equação (26) e equação (32). Sem demonstrar, é fácil ver que a equação (32) para $a = b$ resulta na eq(26).

4.1.2 Modelo Geofísico

A amplitude de um pulso acústico refletido na parede do poço devido à incidência de um pulso gerado no transdutor, considerando a incidência direta, é dada por

$$A = A_0 R. \quad (33)$$

Onde R é o coeficiente de reflexão que depende da impedância acústica dos diversos materiais presentes ao longo da profundidade do poço.

Calcula-se os valores da impedância acústica Z pela equação:

$$Z = \rho v. \quad (34)$$

onde ρ é a densidade e v é a velocidade obtida no perfil sônico.

Com os valores de impedância acústica, calcula-se o coeficiente de reflexão R na interface entre a parede do poço e a lama utilizando-se a fórmula:

$$R = \frac{Z_p - Z_L}{Z_p + Z_L}. \quad (35)$$

Onde Z_p é a impedância da formação e Z_L é a impedância na lama.

Desta forma, os valores de amplitude refletida são armazenados em matrizes e convertidos em imagens através de normalização estática ou dinâmica descritos na seção 2.2.1.

4.1.3 Modelo Geológico

O modelamento das imagens de amplitude acústica é realizado em três etapas.

- *Etapa 1: Ambiente deposicional*

Na primeira é construído o modelo geológico das camadas, considerando o período geológico anterior à ocorrência da fratura, Figura 21. Este procedimento gera uma imagem da parede do poço a partir do contraste de impedância acústica entre as diversas camadas ao longo da profundidade do poço.

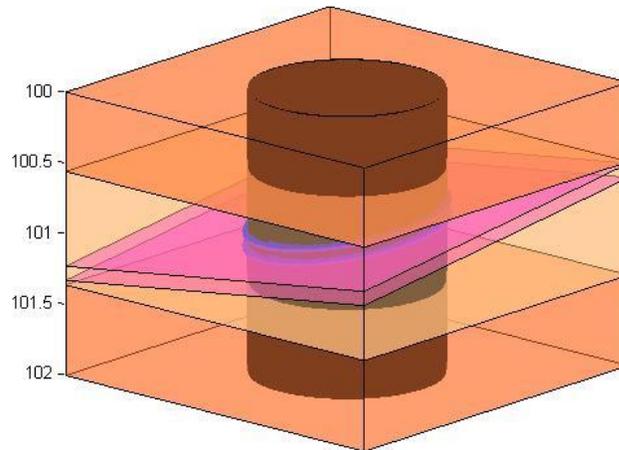
- *Etapa 2: Geometria da fratura*

Na segunda etapa é construído o modelo geométrico da fratura de acordo com a metodologia apresentada na seção 4.1.1. Nesta etapa são definidas as características da fratura, como a sua impedância acústica, a sua geometria e a sua abertura.

- *Etapa 3: Ruído*

Na última etapa ocorre a adição de ruído à imagem composta. Nesta tese são considerados os ruídos devidos a ovalização da seção transversal do poço, a presença de fraturas hidráulicas e o ruído ferramental, considerado como ruído branco por toda a extensão da imagem.

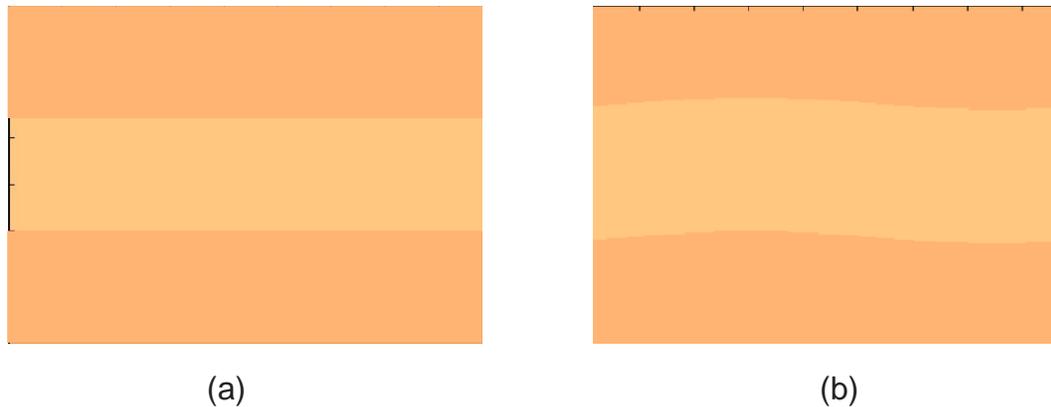
Figura 21: Definição do modelo.



Autor: Carlos Eduardo Guerra

A Figura 22(a) mostra uma imagem de amplitude acústica modelada em um intervalo de profundidade de um poço vertical, que atravessa uma sequência de camadas rochosas, plano paralelas. Em termos gerais, as rochas com cores mais claras apresentam menores impedâncias acústicas, portanto menores atenuações da amplitude do pulso incidente. É considerada uma sequência de três camadas na seguinte ordem de ocorrência em função da profundidade: calcário, dolomita e calcário. Cada camada é considerada com 1 metro de espessura. Valores mais escuros representam maior atenuação da amplitude, valores mais claros menor atenuação da amplitude. As medidas são tomadas de 2 em 2 mm em profundidade e de 2 em 2 graus.

Figura 22: (a) Modelo de acamamento com camadas planadas. (b) Modelo de acamamento com inclinação de 10°.

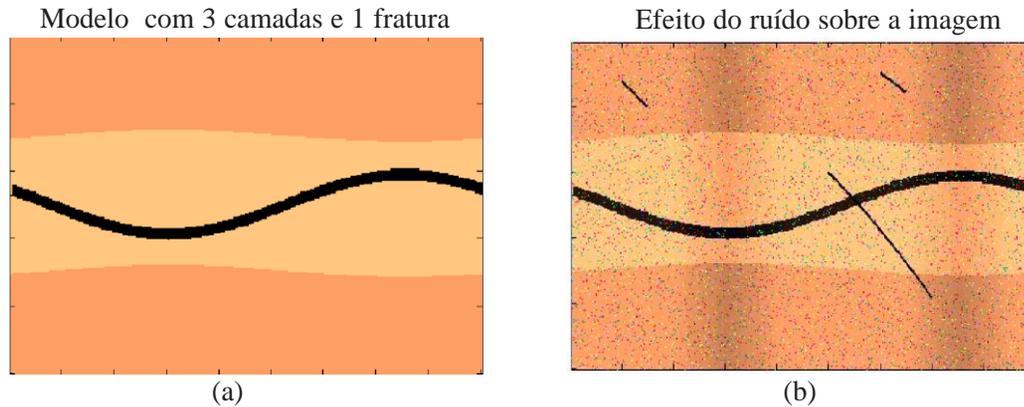


Fonte: Da autora

A Figura 22(b) mostra a imagem de amplitude produzida em um cenário geológico sem fraturas, em intervalo de profundidades de um poço, que atravessa uma sequência de três camadas (calcário, dolomita, calcário) paralelas e inclinadas em relação ao eixo vertical do poço. O contato ou interface entre as camadas é admitido como do tipo abrupto, simulando uma sequência deposicional de mar raso com pequena variação da movimentação do nível do mar.

A Figura 23(a) mostra o resultado da segunda etapa do modelamento apresentado, ou a representação planar de uma fratura em uma imagem acústica de amplitude. A impedância acústica da fratura é estimada a partir da consideração de que o seu preenchimento tem a mesma constituição mineralógica da rocha fraturada com um volume de fluido expressivamente maior, o que resulta em uma impedância acústica diferente da impedância acústica das rochas fraturadas, resultando em um grande contraste de impedância, que é responsável pela diferença marcante de cores que identificam a fratura. A forma da fratura é determinada por suas características geométricas ou sua atitude (direção e inclinação), que geram curvas elípticas como demonstrado na seção 4.1.1. A abertura da fratura é modelada considerando o corte transversal do cilindro representativo do poço por dois planos.

Figura 23: (a) Modelo sintético com três camadas e uma fratura. (b) Efeito do ruído no modelamento.



Fonte: Da autora

O modelo de fratura mostrado na Figura 23 foi construído com os atributos descritos na tabela 2:

Tabela 2 - Parâmetros para obtenção do modelo.

Atributos	Valores
Inclinação	30°
Direção	300°
Localização da fratura	30 cm da base da camada
Abertura da fratura	10 cm

A Figura 23(b) mostra o resultado final do modelamento das imagens de amplitude acústica da parede do poço. Onde, além da sequência de camadas e da ocorrência de fratura, tem-se a presença do ruído. O ruído devido a ovalização da seção transversal da parede do poço se traduz por uma atenuação da amplitude do pulso gerado pela ferramenta em sua propagação por uma distância maior de lama. Assim, na direção do eixo maior da seção transversal ovalizado ocorre as maiores atenuações. Este ruído aparece nas imagens de impedância, aproximadamente, na forma de colunas ao longo da profundidade. O ruído devido a ovalização está indicado na Figura 23(b). O ruído devido a ocorrência das fraturas hidráulicas produzida pelos esforços mecânicos do conjunto coluna-broca e pelo excesso de pressão na lama são

vistos nas imagens da parede do poço como traços desordenados ao longo da profundidade. Na Figura 23(b) estão indicados exemplos das fraturas hidráulicas e a presença do ruído branco.

4.2 PRÉ- PROCESSAMENTO DE IMAGENS

O processamento das imagens acústicas com a morfologia matemática visa produzir uma imagem em que as fraturas possam ser identificadas. Este processamento é composto por duas etapas. A primeira etapa é a simplificação da imagem que consiste em preparar os dados de entrada a serem processados. Na segunda etapa aplica-se um operador morfológico composto, que busca indicar os prováveis intervalos da ocorrência de fraturas.

4.2.1 Simplificação da imagem

Esta etapa consiste em receber e preparar os dados UBI para aplicação dos operadores morfológicos. Divide-se em: Leitura da imagem, decomposição em bandas espectrais e binarização.

4.2.1.1 Leitura da imagem

Uma imagem amplitude acústica pode ser vista como uma matriz de dimensões m linhas por n colunas, com cada elemento possuindo um atributo z que representa o valor da amplitude da onda medida pela ferramenta para aquele ponto em profundidade. A frequência de operação da ferramenta determina a dimensão dessa matriz. Atualmente esta conversão é feita por softwares de processamento de imagens, que corrigem informação de amplitude e de tempo de trânsito aplicando filtragem de ruído, (IDEO, 2012). Estes dados são posteriormente reforçados por uma normalização e exibido como uma imagem para interpretação visual.

Para o processamento aqui apresentado a entrada dos dados pode se dar de duas formas:

- Dados em formato de imagem:

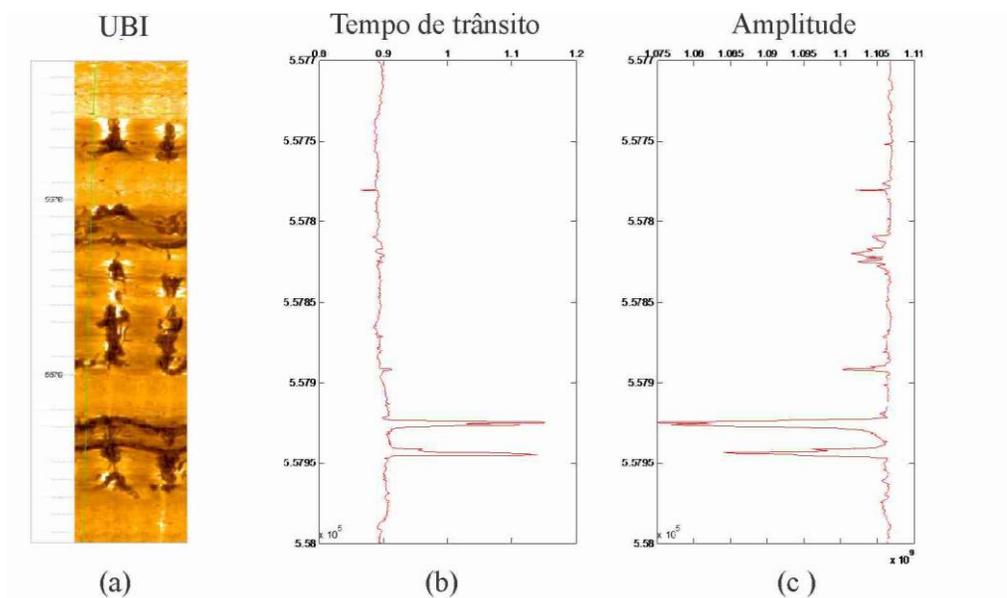
Neste caso, a leitura consiste em armazenar em um espaço de cores (RGB, VSH, HSI) a imagem pré-processada.

- Dados em uma matriz com valores de amplitude:

Neste caso, é feito uma normalização dinâmica dos valores de amplitude gerando uma nova imagem.

A Figura 24 mostra uma imagem real de amplitude acústica da parede do poço como, mensurado pela ferramenta UBI. A Figura 24(c) mostra um único traço, mensurado ao longo da profundidade, das variações da amplitude refletida. A composição dos inúmeros traços forma a imagem mostrada na Figura 24(a), que representa uma boa estimativa da aparência da parede do poço. A Figura 24(b) mostra um único traço, medido ao longo da profundidade, das variações do tempo de trânsito, contado do instante em que o pulso é disparado ao momento em que ele é percebido pela ferramenta após a sua reflexão direta na parede do poço. A composição dos traços de tempo de trânsito produz a imagem que é indicada para a interpretação da forma da seção reta do poço ao longo da profundidade.

Figura 24: (a) Imagem UBI pré-processada. (b) Representação de uma curva de tempo de trânsito do perfil. (c) Representação de uma curva de valores de amplitude ao longo do intervalo perfilado. Petrobras.



Fonte: PETROBRAS

A normalização dinâmica realiza a associação entre a matriz que contém os traços de amplitudes e o pixel da imagem da parede do poço, na forma:

Tabela 3 - Relação entre valores de amplitude e mapa de cores

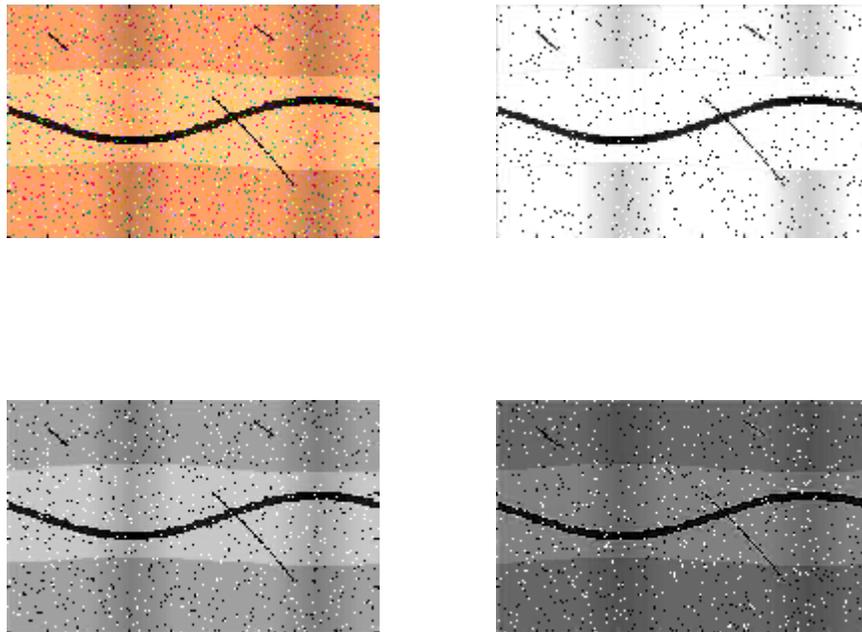
Valores de amplitude	Valores no mapa de cores
2.0	(0.7,0.5,0.1)
1.9	(0.6,0.5,0.1)
1.8	(0.5,0.5,0.1)
:	:
1.2	(0.3,0.5,0.1)
1.1	(0.2,0.5,0.1)
1.0	(0.1,0.5,0.1)

4.2.1.2 Decomposição das bandas

A decomposição em bandas consiste em escolher o espectro RGB que melhor representa as feições em estudo. Xavier (2010) mostra que a melhor binarização da imagem de amplitude é obtida a partir da componente R, pelo fato das imagens UBI serem representadas pelo contraste de cor que varia entre o preto e o laranja.

Na Figura 25 você observa a decomposição RGB de uma imagem. A componente R possui melhor contraste e será utilizada nas etapas seguintes.

Figura 25: Decomposição em componentes R, G e B da imagem colorida.



Fonte: Da autora

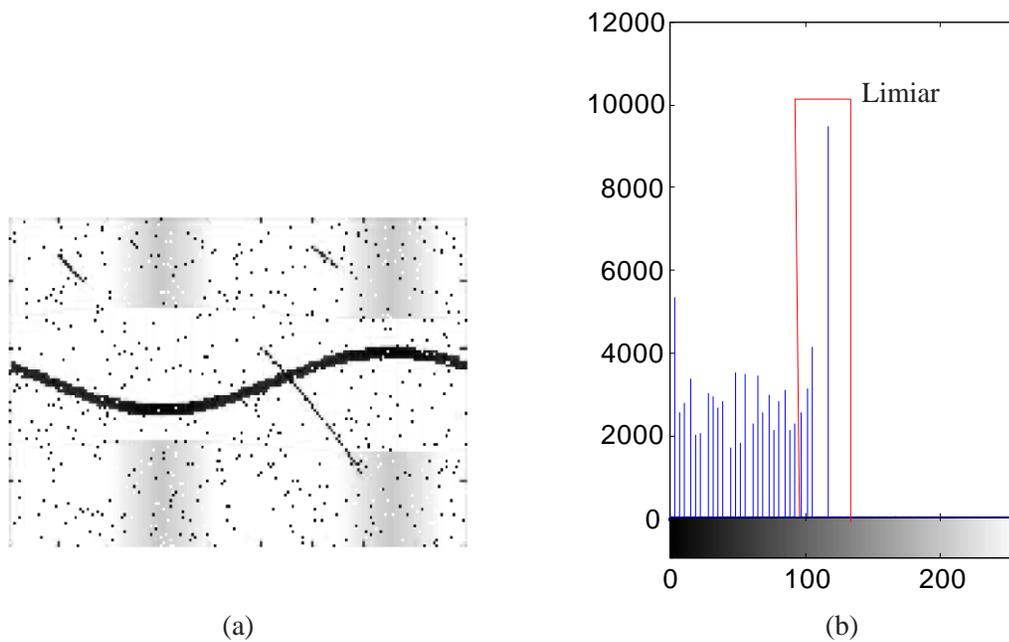
4.2.1.3 Escolha automática do limiar e binarização

Definir um limiar é buscar um valor de amplitude que represente possíveis características de interesse na parede do poço. Portanto, limiarizar uma imagem I com 256 níveis de cinza é definir um valor L de tal modo que se obtenha uma imagem I_L segundo a relação:

$$I_L = \begin{cases} 0, & \text{se } I > L \\ 1, & \text{se } I \leq L \end{cases} \quad (36)$$

A através do método de Niblack a imagem da Figura 26(a) foi processada. O limiar encontrado foi de 100 para a banda R. Na Figura 26(b) mostra o histograma que permite a avaliação visual do limiar encontrado pelo método de Niblack. O resultado desta binarização está representado na Figura 27(a).

Figura 26: (a) Componente R da imagem. (b) Histograma



Fonte: Da autora

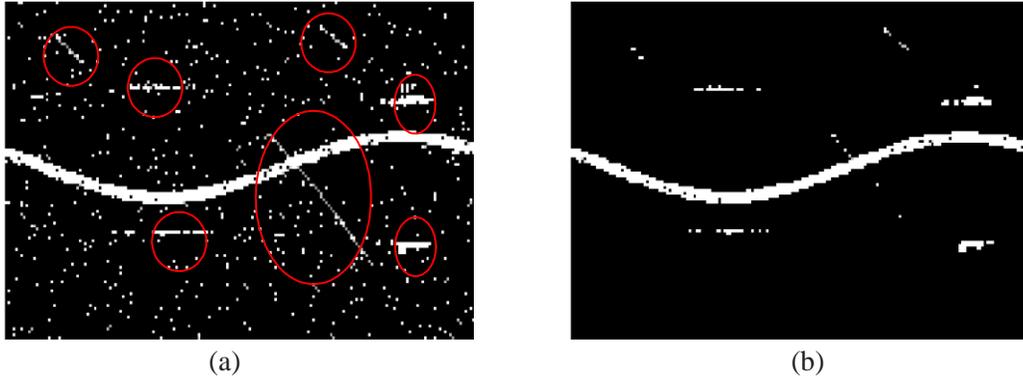
4.2.2 Indicação das fraturas

O operador morfológico utilizado nesta tese para indicar a presença das fraturas baseia-se na verificação da continuidade lateral dos pixels ativos na imagem binarizada e pode ser interpretado na forma de um operador composto pelo concatenamento das operações fundamentais da dilatação seguida da erosão da imagem binarizada e expresso na forma:

$$I_m = ero^B(dil^B(A)). \quad (37)$$

Na eq.(37) o termo ero^B representa a operação de erosão da imagem binarizada A utilizando o elemento estruturante B na forma de uma matriz 3×1 de pixels ativos. O termo dil^B representa a operação de dilatação, de forma semelhante ao descrito para a operação de erosão.

Figura 27: (a) Imagem binarizada, destacados em vermelho as estruturas que compõe a imagem juntamente com a faixa branca e que não são considerados ruídos. (b) imagem processada pelo operador.



Fonte: Da autora

A Figura 27(a) mostra a imagem binarizada e os eventos considerados como ruído aparecem marcados por contornos em vermelho. Estes eventos são aqueles que apesar de apresentarem uma continuidade lateral, não representam uma fratura. A Figura 27(b) mostra a imagem resultante da aplicação do operador definido pela eq.(37). Observa-se que a grande maioria dos eventos sem continuidade lateral foram eliminados.

4.3 DETECÇÃO DE BORDA

Nesta etapa foi criado um detector de borda de modo a contornar todas as extensões laterais contínuas de pixels. Este operador varre a imagem no sentido horário. Fundamentado nas operações realizadas sobre a imagem de amplitude, o algoritmo de detecção de borda baseado na morfologia matemática pode ser expresso como,

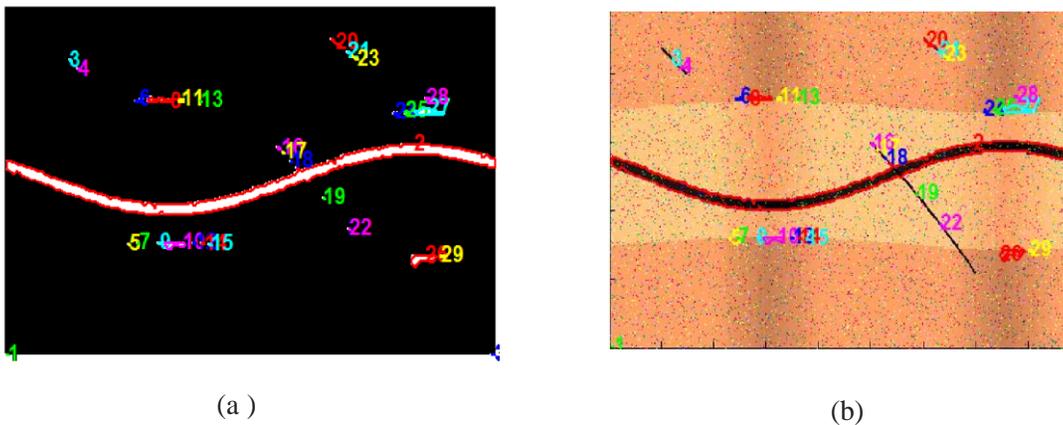
$$D = dil(A) - I_m, \quad (38)$$

onde, D é a imagem binária contendo as bordas de todas as estruturas lateralmente contínuas identificadas no passo anterior. A é a imagem binarizada original mostrada

na Figura 27(a) e I_m é a imagem binária da aplicação do operador definido pela eq. (37) e apresentada na Figura 27(b).

A Figura 28(a) mostra a imagem D , segundo a eq.(38), que mostra a borda das regiões contínuas na imagem binária. As bordas identificadas aparecem numeradas da esquerda para direita. O motivo da numeração é garantir o controle da localização e tamanho destas bordas para análises futuras da imagem. A Figura 28(b) mostra a sobreposição das bordas identificadas pela morfologia matemática sobre a imagem original. Observa-se que a borda da fratura foi perfeitamente marcada, no entanto, uma série de regiões em que existe alguma continuidade lateral também foram marcadas.

Figura 28: Bordas detectadas.



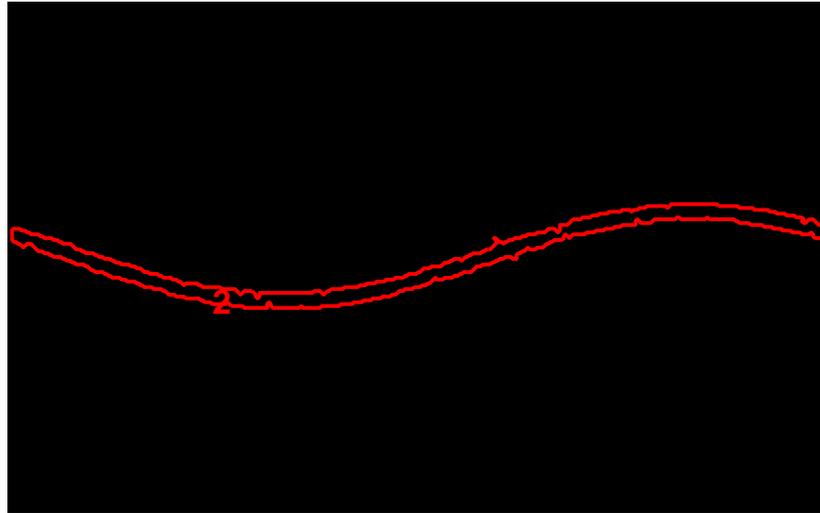
Fonte: Da autora

Todas as regiões identificadas representam contrastes na imagem original. Na detecção de borda mostrada na Figura 28 não foi incorporada a geometria da estrutura representativa da falha tectônica.

Define-se o critério para a seleção da borda representativa de uma falha em uma imagem de amplitude como a região delimitada por uma borda que representa um evento que ocupa aproximadamente um terço da circunferência do poço. Na forma planar, este critério equivale a adoção de um número de pixels contínuos em uma borda ser maior que 200.

A Figura 29 mostra o resultado da identificação da borda representativa de uma fratura tectônica. Neste ponto tem-se uma imagem derivada da imagem de amplitude original em que as características da fratura como a atitude e espessura serão estimadas.

Figura 29: Borda detectada no modelo apresentado.



Fonte: Da autora

4.4 EXTRAÇÃO DOS ATRIBUTOS

A metodologia apresentada nesta tese para a caracterização da fratura (profundidade, direção, inclinação e abertura) trata estas quantidades como atributos de cada fratura identificada pelo detector de bordas baseado na morfologia matemática.

4.4.1 Obtenção da curva de fratura

A proposta para a extração dos atributos da fratura é baseada na obtenção de um ajuste polinomial da borda que representa a fratura nas imagens de amplitude.

Aos pontos da borda foi aplicado um ajuste polinomial segundo o critério de mínimos quadrados. A ideia é ajustar um polinômio que melhor represente as características da fratura mostrada nas imagens de amplitude. Segundo os testes realizados, o polinômio do 4º grau $g(x)$ apresentou o melhor ajuste dos pontos da borda. O critério dos mínimos quadrados pode ser representado por um funcional de minimização, com a forma,

$$D = \sum_{k=1}^n [f(x_k) - g(x_k)]^2, \quad (39)$$

onde $f(x)$ representa os pontos da borda, segundo a conversão pixel-ponto e $g(x)$ é o polinômio de 4º grau adotado como função de ajuste.

De modo geral, para aproximar uma função $y = f(x)$ tabelada em n pontos distintos $x_i, i = 0, 1, 2, \dots, n$ por uma função g da forma

$$\sum_{k=0}^m a_k g_k(x), \quad (40)$$

Precisa-se determinar a_0, a_1, \dots, a_p do polinômio $a_0 + a_1x \dots + a_px^p$ que minimizam a soma dos quadrados dos resíduos

$$M(a_0, a_1, \dots, a_m) = \sum_{i=0}^n (y_i - a_0 - a_1x \dots - a_px^p)^2, \quad (41)$$

Para isto, é necessário que as derivadas parciais de M em relação a cada coeficiente seja igual a zero: $\frac{\partial M}{\partial a_0} = 0 \quad \frac{\partial M}{\partial a_1} = 0 \quad \dots \quad \frac{\partial M}{\partial a_p} = 0$

De onde se obtém o sistema

$$\begin{bmatrix} n+1 & \sum_{i=0}^n x_i & \dots & \sum_{i=0}^n x_i^p \\ \sum_{i=0}^n x_i & \sum_{i=0}^n x_i^2 & \dots & \sum_{i=0}^n x_i^{p+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=0}^n x_i^p & \sum_{i=0}^n x_i^{p+1} & \dots & \sum_{i=0}^n x_i^{2p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^n y_i \\ \sum_{i=0}^n x_i y_i \\ \vdots \\ \sum_{i=0}^n x_i^p y_i \end{bmatrix}, \quad (42)$$

Resolvendo este sistema, são obtidos os valores de a_0, a_1, \dots, a_p , ou seja, os coeficientes do polinômio de grau p .

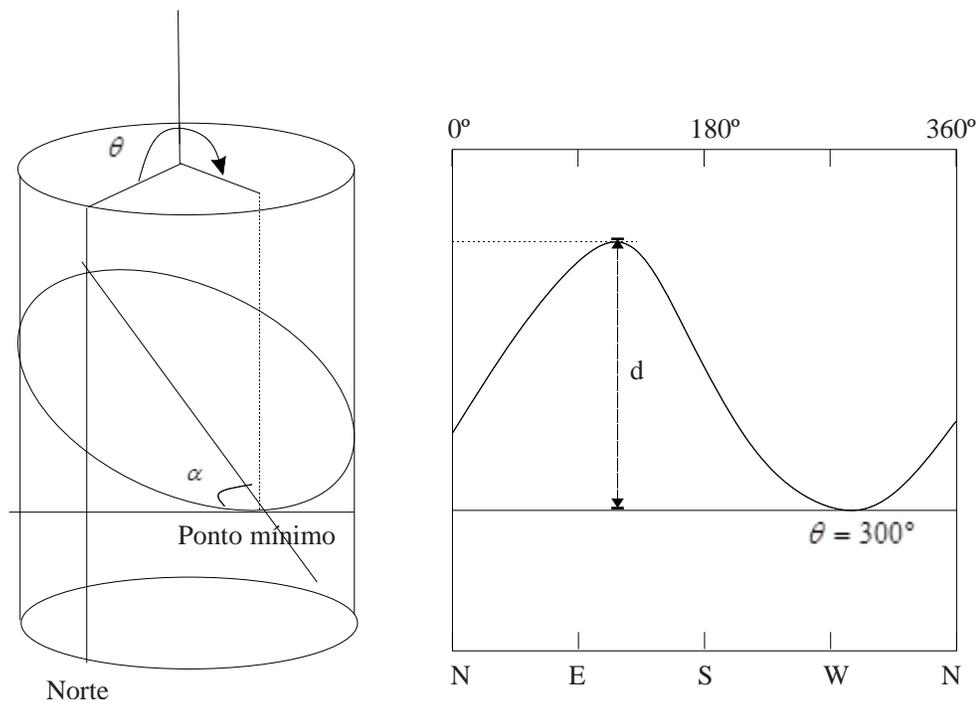
Neste trabalho, considera-se como pontos a serem ajustados pelo polinômio toda sequência de pixels ativos e vizinhos com um número suficiente de pontos para representar um evento que afeta, aproximadamente, um terço do perímetro do poço. Na imagem plana, este critério corresponde a aproximadamente 200 pixels da borda detectada.

O critério apresentado acima não é suficiente para a individualização de cada uma das fraturas presentes em uma família de fraturas. Neste caso, tem-se o cruzamento de fraturas originadas por planos diferentes, mas devidas ao mesmo esforço tectônico. Adotando-se o critério acima identifica-se vários trechos de fraturas. A definição da continuidade de dois trechos de fraturas é dada pela suavidade do polinômio resultante da adição, ao longo do eixo x , destes dois trechos. O conceito de suavidade é matematicamente expresso pela existência da derivada do polinômio resultante no ponto de intersecção.

4.4.2 Cálculo dos atributos

A Figura 30 faz a associação entre a geometria do evento tectônico que o originou a fratura e a sua representação planificação. Com base nestes elementos geométricos serão extraídos dos atributos da fratura.

Figura 30: Projeção da intersecção de um plano paralelo a base com poço.



Fonte: Adaptado de Paillet *et al* (1990).

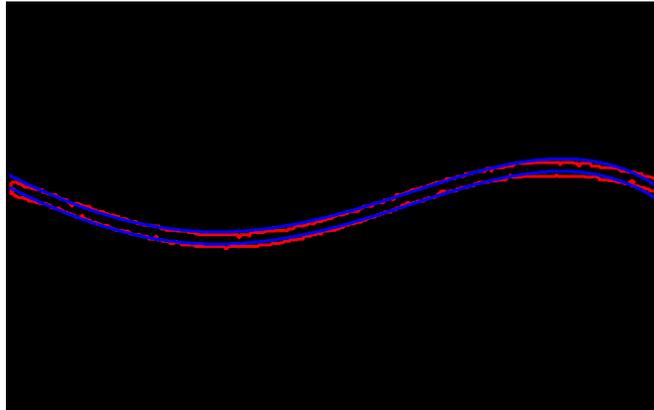
4.4.2.1 Profundidade

A profundidade é determinada diretamente (na escala da imagem) pela posição da borda que representa a fratura. No exemplo de imagem de amplitude da Figura 23(a) a fratura foi detectada na profundidade de 30cm da base da fratura. Os valores dos atributos desta fratura estão resumidos na tabela 3.

4.4.2.2 Abertura

A abertura da fratura é tomada como a média aritmética da distância entre os pontos do polinômio que ajustam respectivamente as bordas superior e inferior da fratura como mostrado na Figura 31

Figura 31: Polinômios ajustando borda superior e inferior



Fonte: Da autora

4.4.2.3 Ângulo de inclinação

O ângulo de inclinação representado por α na Figura 29 é estimado pela equação 43:

$$\alpha = \arctg \frac{d}{d_w}, \quad (43)$$

onde d é a distância entre o ponto mínimo e máximo obtido através da curva de fratura, d_w é o diâmetro do poço no caso de seção circular ou o eixo maior no caso de uma seção elíptica. Este valor é extraído da imagem de tempo de trânsito.

4.4.2.4 Direção

O valor de θ é a posição $x = 2\pi b - (\min(B_{1_m}) \cdot L_p)$ na borda da Figura 28 convertida para uma escala de 0° a 360° , desta forma o azimute fica determinado. Onde B_{1_m} é o ponto mínimo do polinômio interpolador e L_p é a largura do pixel.

Tabela 4 - Valores de entrada e saída para o modelo apresentado.

Variável	Perfil sintético	Valor obtido após o processamento
Inclinação	30°	30.19°
Direção	300°	300.19

Localização da fratura	30 cm da base da camada	30,25 cm
Abertura da fratura	10 cm	9,6 cm

A tabela 4 mostra os valores de entrada e os valores obtidos após a detecção da borda.

5 Resultados

A avaliação da metodologia apresentada nesta tese ocorrerá em duas etapas. Na primeira etapa são apresentadas algumas imagens de amplitude acústica geradas pelo modelo aqui proposto, que representam cenários geológicos típicos dos reservatórios carbonáticos, que são os principais produtores de hidrocarboneto nas novas fronteiras exploratórias brasileiras, como o pré-sal. Para a caracterização destes reservatórios, a utilização das ferramentas de imageamento da parede do poço são, potencialmente, os principais equipamentos para a geração de dados que possibilitem a sua compreensão realista, em razão das suas características de campos gigantes localizados sob uma grande lâmina d'água, que ocasiona a ausência de estudos geológicos que possibilitem o mapeamento *in situ* das fraturas presentes.

A aplicação da metodologia para a extração dos atributos das fraturas diretamente das imagens de amplitude acústica é apresentada com a utilização das imagens modeladas, onde é possível a comparação entre os atributos das fraturas utilizados no modelo e os seus correspondentes valores estimados por esta metodologia.

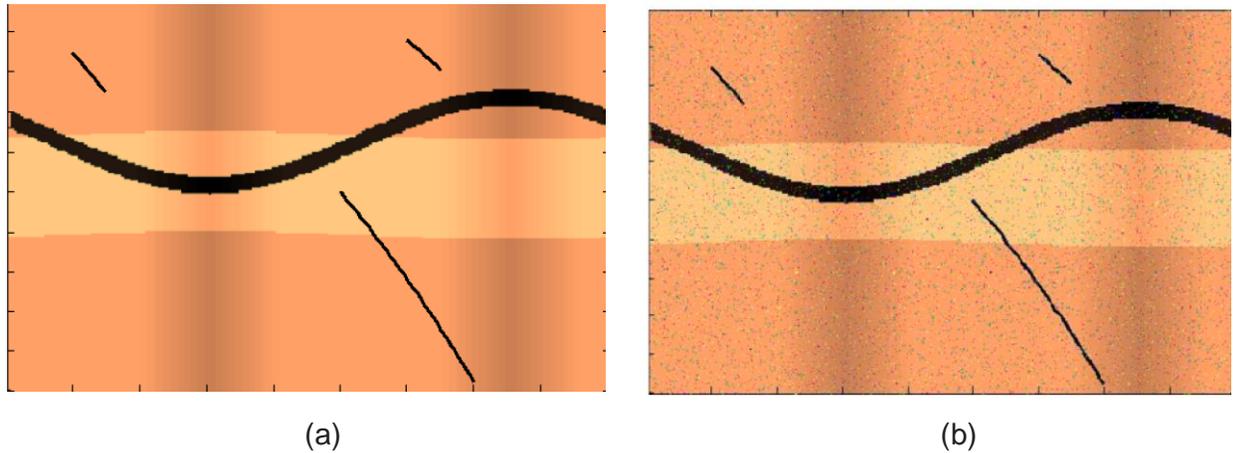
5.1 DADOS SINTÉTICOS

Nesta seção são apresentados exemplos do modelamento matemático das imagens acústicas da parede do poço em alguns cenários simples e típicos da ocorrência de fraturas em reservatórios carbonáticos.

5.1.1 Modelo com três camadas e uma fratura em poço ovalizado.

A imagem de amplitude acústica mostrada na Figura 32(a) representa um cenário geológico de rochas carbonáticas, na forma de camadas plano paralelas e com as suas características, que intervém no modelamento da imagem de amplitude, apresentadas na tabela 5. Esta imagem foi perturbada com a ocorrência de ruído branco e de fraturas hidráulicas Figura 32(b).

Figura 32: (a) Modelo sintético com 3 camadas, sem ruído. (b) Modelo sintético com 3 camadas, com ruído.



Fonte: Da autora

Tabela 5 - Litologias

3 camadas	Calcita	1 m
	Dolomita	1 m
	Calcita	2 m

Neste cenário geológico foi perfurado um poço vertical com as suas características intervenientes no modelamento das fraturas descritas na tabela 6.

Tabela 6 - Condições do poço

Tipo de poço	Ovalizado
Raio maior	0.6 m
Raio menor	0.4 m

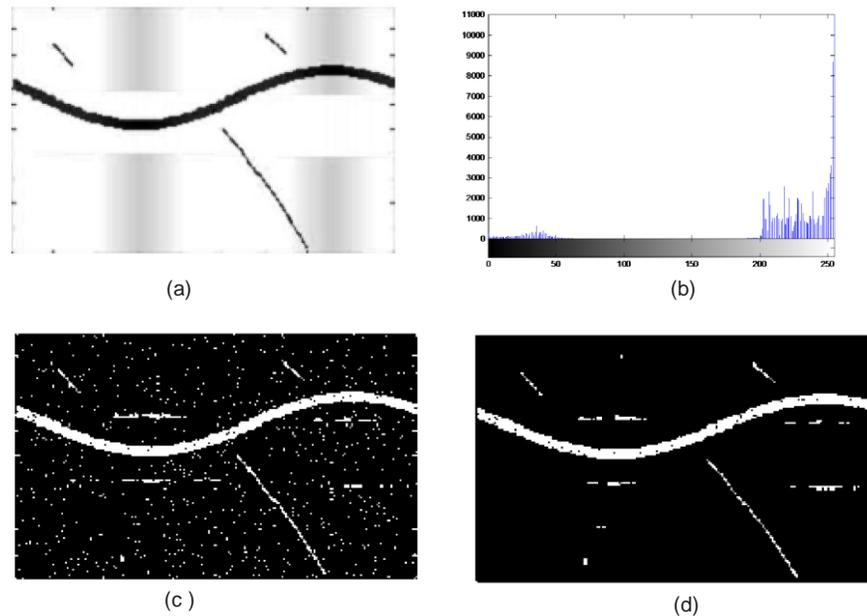
Admite-se que o poço atravessando esta sequência carbonática interceptou apenas uma das inúmeras possíveis falhas de origem tectônica. E o plano da fratura corta duas camadas. Os atributos desta única falha que foram utilizados no modelamento da imagem de amplitude mostrada na Figura 32 são apresentados na tabela 7.

Tabela 7 - Modelo da fratura

	Atributo	Valores de entrada
	Rocha	Calcário
	Volume de lama	12 %
	Profundidade	2.4 m
Fratura 1	Abertura	0.15 m
	Inclinação	40°
	Direção	120°

O processamento da imagem de amplitude mostrado na Figura 32(a) é apresentado nas Figuras seguintes. A Figura 33(a) mostra a componente R correspondente à banda vermelha originada na decomposição em bandas de frequência (RGB) da imagem original, Figura 32(a). A Figura 33(b) mostra o histograma correspondente a imagem mostrada na Figura 33(a). A Figura 33(c) mostra a binarização da imagem na Figura 33(b). Essa binarização foi realizada pelo método de Niblak, utilizando uma janela de varredura na forma de um quadrado com 15x15 pixels. A Figura 33(d) mostra a imagem resultante da operação morfológica de erosão aplicada sobre a imagem resultante da operação de dilatação da imagem binarizada. A avaliação visual da Figura 33(d) mostra que além de destacar a imagem da fratura o operador morfológico composto utilizado, produz uma sensível redução dos ruídos correspondentes aos efeitos ferramentais ou ambientais e a presença das fraturas hidráulicas.

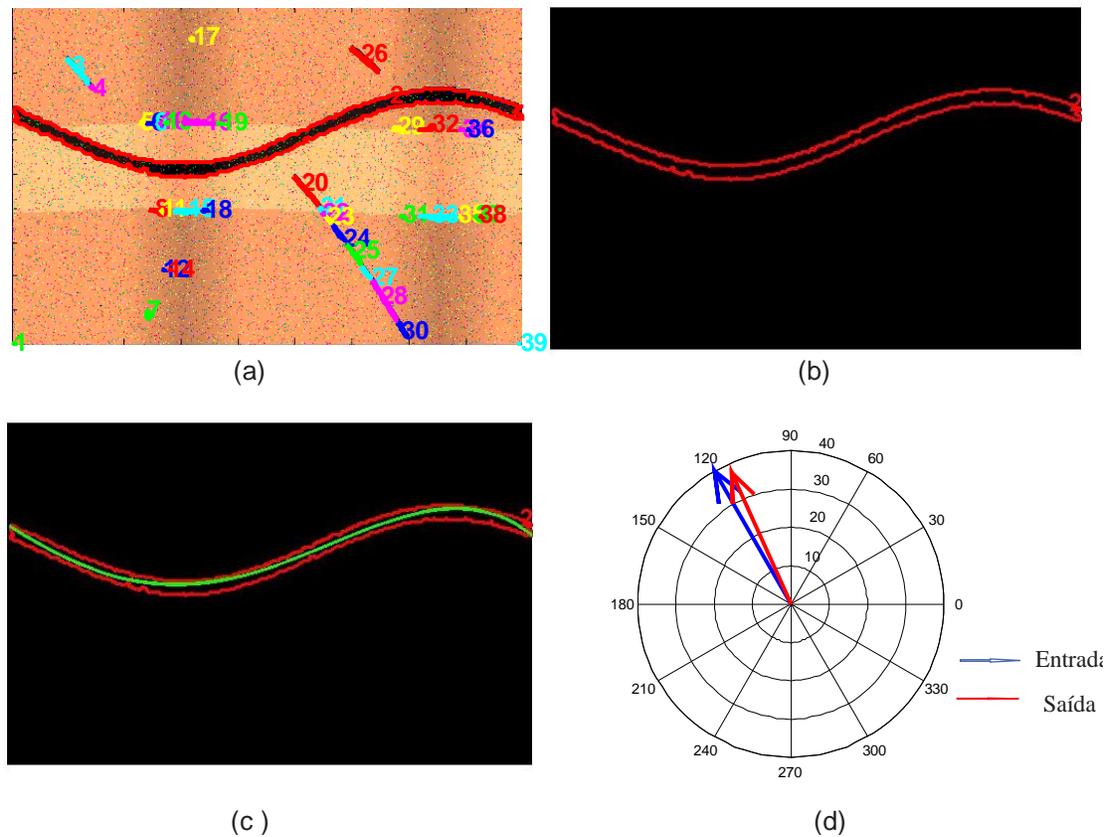
Figura 33: Etapas do processamento morfológico.



Fonte: Da autora

A Figura 34(a) mostra o resultado da operação do detector de bordas, apresentado nessa tese, com base na morfologia matemática. Observa-se a realização do contorno de praticamente todas as formas remanescentes na imagem mostrada na Figura 33(d). Os números colocados próximos a cada borda funcionam como a sua identificação, em associação à cor utilizada para o contorno das estruturas marcadas. A Figura 34(b) mostra a imagem resultante do processamento de identificação da borda correspondente ao contorno da fratura tectônica, desenvolvido nesta tese. A curva em verde na Figura 34(c) é o polinômio interpolador que será usado para a extração dos atributos (profundidade, abertura, inclinação e direção) da fratura identificada.

Figura 34: Detecção de borda.



Fonte: Da autora

A Figura 34(d) mostra um diagrama polar com a apresentação da atitude (inclinação e direção) da fratura. A interpretação do diagrama polar é simples. Na borda da circunferência graduada de 0 a 360° é marcada a direção da fratura enquanto a magnitude da seta indica a inclinação da fratura. A seta azul representa os atributos angulares da fratura utilizados no modelamento. Como mostrado na tabela 6 a inclinação correspondente a magnitude da seta, 40°, e a posição da seta aponta na direção da fratura igual 120° NO. A seta vermelha representa o resultado desta metodologia de extração dos atributos da fratura das imagens de amplitude acústica. A tabela 8 mostra a comparação dos atributos da fratura utilizados no modelamento e os estimados pela metodologia apresentada nesta tese. A avaliação da Figura 34 em

conjunção com os valores apresentados na tabela 8 possibilitam um bom julgamento das estimativas realizadas.

Tabela 8 - Condições da fratura

	Atributo	Entrada	Saída
	Profundidade	2.4	2.41
Fratura 1	Abertura	0.15	0.17
20% de lama	Inclinação	40°	40.7°
	Direção	120°	117°

5.1.2 Modelo com camadas inclinadas, duas fraturas e poço ovalizado

A imagem de amplitude acústica mostrada na Figura 35(a) representa um cenário geológico de rochas carbonáticas, na forma de camadas plano paralelas e com as suas características, que intervém no modelamento da imagem de amplitude, apresentadas nas tabelas 9, 10 e 11. Esta imagem foi perturbada com a ocorrência de ruído branco e de fraturas hidráulicas Figura 32(b).

Tabela 9 - Litologia

3 camadas	Calcita	1 m
	Dolomita	1 m
	Calcita	1 m

Tabela 10 - Condições do poço

Tipo de poço	Elíptico
Raio 1	0.4
Raio 2	0.6

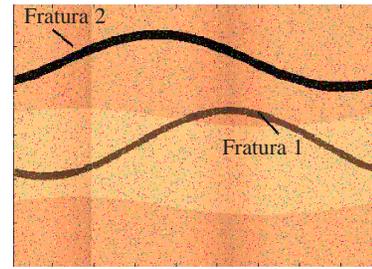
Tabela 11 - Modelo da fratura

	Atributo	Valores de entrada
Fratura 1	Rocha	dolomita
	Volume de lama	12 %
	Profundidade	2.0 m
	Abertura	0.15 m
	Inclinação	45°
	Direção	320°
	Rocha	calcário
Fratura 2	Volume de lama	20 %
	Profundidade	4.0 m
	Abertura	0.2 m
	Inclinação	60°
	Direção	30°

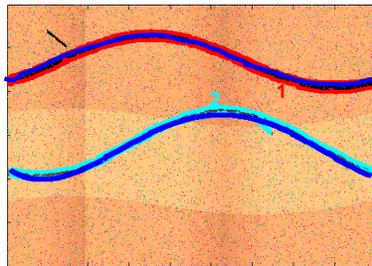
A banda R foi utilizada para a binarização com o método de Niblack. A janela para o cálculo da média utilizada foi de 15 x 15 pixels, com $k = -0.2$. Após as bordas serem detectadas as curvas de fraturas foram geradas pelo ajuste polinomial de 4º grau. Estas curvas aparecem em azul na Figura 35(b). O gráfico polar na Figura 35(c) mostra os resultados das duas fraturas identificadas. As setas azuis representam os atributos angulares de entrada das fraturas utilizados no modelamento. As setas vermelhas representam o resultado desta metodologia de extração dos atributos da fratura das imagens de amplitude acústica. A tabela 12 mostra a comparação dos atributos da fratura utilizados no modelamento e os estimados pela metodologia apresentada nesta tese.

Figura 35. (a) Modelo sintético com 3 camadas e duas fraturas

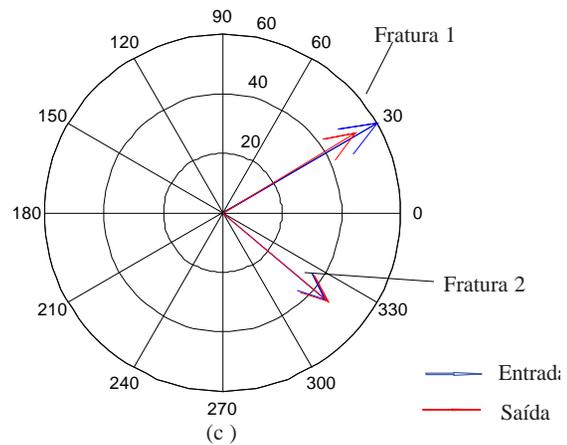
Espessura das camadas - 1m
 Inclinação - Frat1 45° Frat2 60°
 Direção - Frat1 30° Frat2 320°
 Profundidade - Frat1 1,20 Frat2 2,40 cm da base da
 Abertura - Frat1 15cm Frat2 20cm
 Azimute da camada - 30°



(a)



(b)



(c)

Tabela 12 – Comparação entre os valores de entrada e saída para este modelo

	Parâmetros	Entrada	Saída
Fratura 1	Profundidade	1,20 m	1,21 cm
	Abertura	15 cm	17 cm
	Inclinação	45°	43,7°
	Direção	30°	31°
Fratura 2	Profundidade	2,40 cm	2,42 cm
	Abertura	20 cm	19 cm
	Inclinação	60°	59,8°
	Direção	320°	320°

5.1.3 Camadas inclinadas, duas fraturas intersectadas e poço ovalizado

A simulação agora consiste, em gerar um modelo em que o poço atravessa duas fraturas simultaneamente. Para isto, os valores de entrada foram escolhidos de

forma que as fraturas aparecem intercortadas quando da planificação da imagem de amplitude acústica. Os parâmetros utilizados no modelamento da Figura 36(a) estão expressos nas tabelas 13, 14 e 15.

Tabela 13 - Condições geológicas para o modelo de fraturas intercortantes

3 camadas	Calcita	1 m
	Dolomita	1 m
	Calcita	1 m

Tabela 14 - Condições do poço

Tipo de poço	Elíptico
Raio 1	0.4
Raio 2	0.6

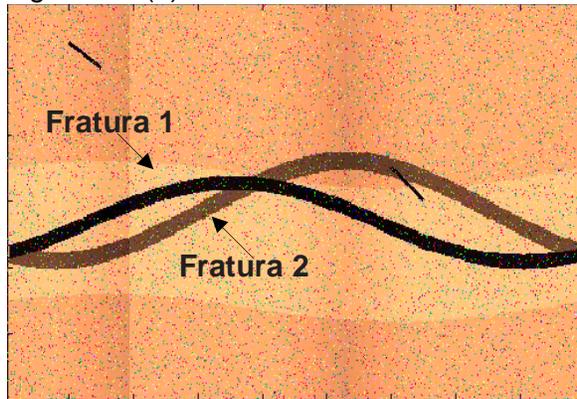
Tabela 15 - Modelo da fratura

	Atributo	Entrada
Fratura 1	Rocha	Dolomita
	Volume de lama	12 %
	Profundidade	2.0 m
	Abertura	0.15 m
	Ângulo de inclinação	45°
	Direção	320°
Fratura 2	Rocha	Calcário
	Volume de lama	20 %
	Profundidade	4.0 m
	Abertura	0.2 m
	Ângulo de inclinação	60°
	Direção	30°

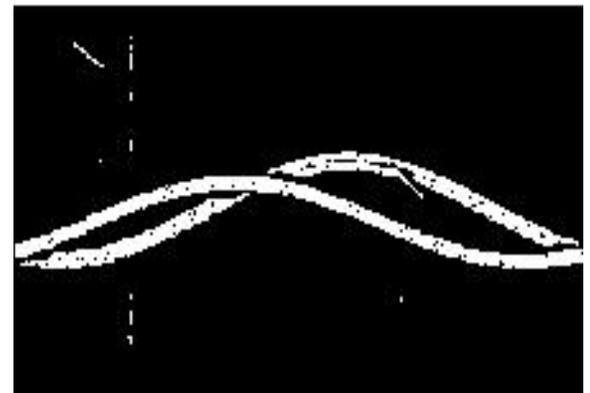
A banda R foi utilizada para a binarização com o método de Niblack em seguida aplicada o operador morfológico. A janela para o cálculo da média utilizada foi de 15 x

15, com $k = -0.2$. Na Figura 36(c) são apresentados os trechos de fratura ou as bordas identificadas por esta metodologia. Neste caso, o critério do número de pixel foi suficiente para identificar a fratura 1. No entanto, a fratura 2 foi representada pela união das bordas 3 e 13 onde observa-se a satisfação do critério de suavidade do polinômio interpolador.

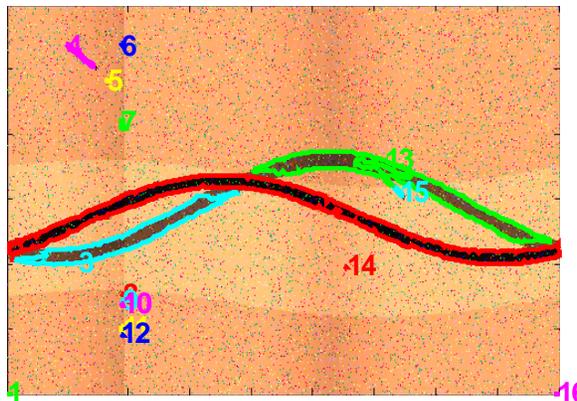
Figura 36. (a) Modelo sintético com 3 camadas e duas fraturas



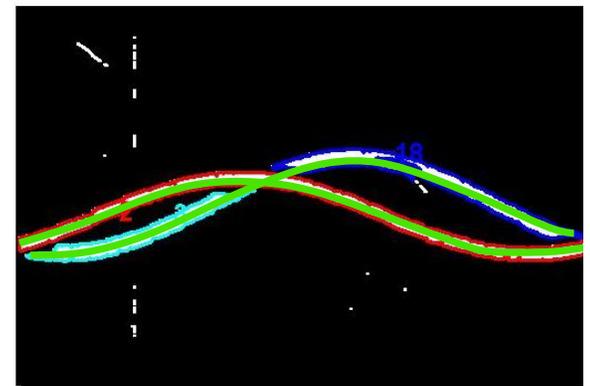
(a)



(b)



(c)

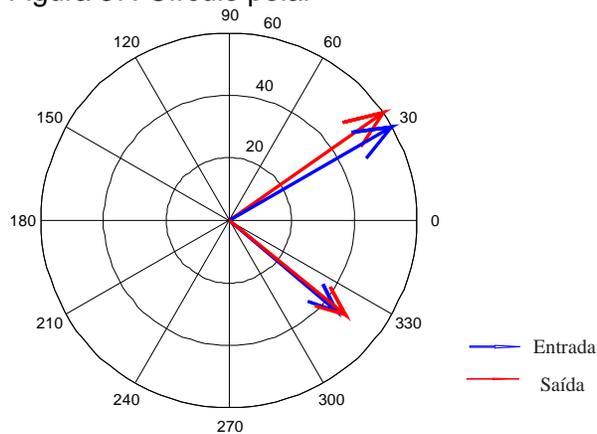


(d)

Fonte: Da autora

A Figura 37 mostra o diagrama polar com as atitudes das duas fraturas que compõe a família de fraturas apresentada na Figura 36(a).

Figura 37: Círculo polar



Fonte: Da autora

Os parâmetros de entrada e saída estão expressos na tabela 16.

Tabela 16. Modelo com duas fraturas

	Parâmetros	Entrada	Saída
Fratura 1	Profundidade	1.4 m	1.3 cm
	Abertura	8 cm	8.2 cm
	Inclinação	45°	48°
	Direção	320°	321°
Fratura 2	Profundidade	1.2 cm	1.1 cm
	Abertura	8 cm	8.4cm
	Inclinação	60°	62°
	Direção	30°	35°

5.1.4 Modelo de família com múltiplas fraturas

Neste modelo o cenário geológico apresenta 4 camadas medindo um metro de espessura cada. O poço atravessa uma família de fraturas. Os parâmetros utilizados no modelamento da Figura 38(a) estão expressos nas tabelas 17, 18 e 19.

Tabela 17 – Condições geológicas para o modelo da família de fraturas

4 camadas	Dolomita	1m
	Calcita	1 m
	Dolomita	1 m
	Calcita	1 m

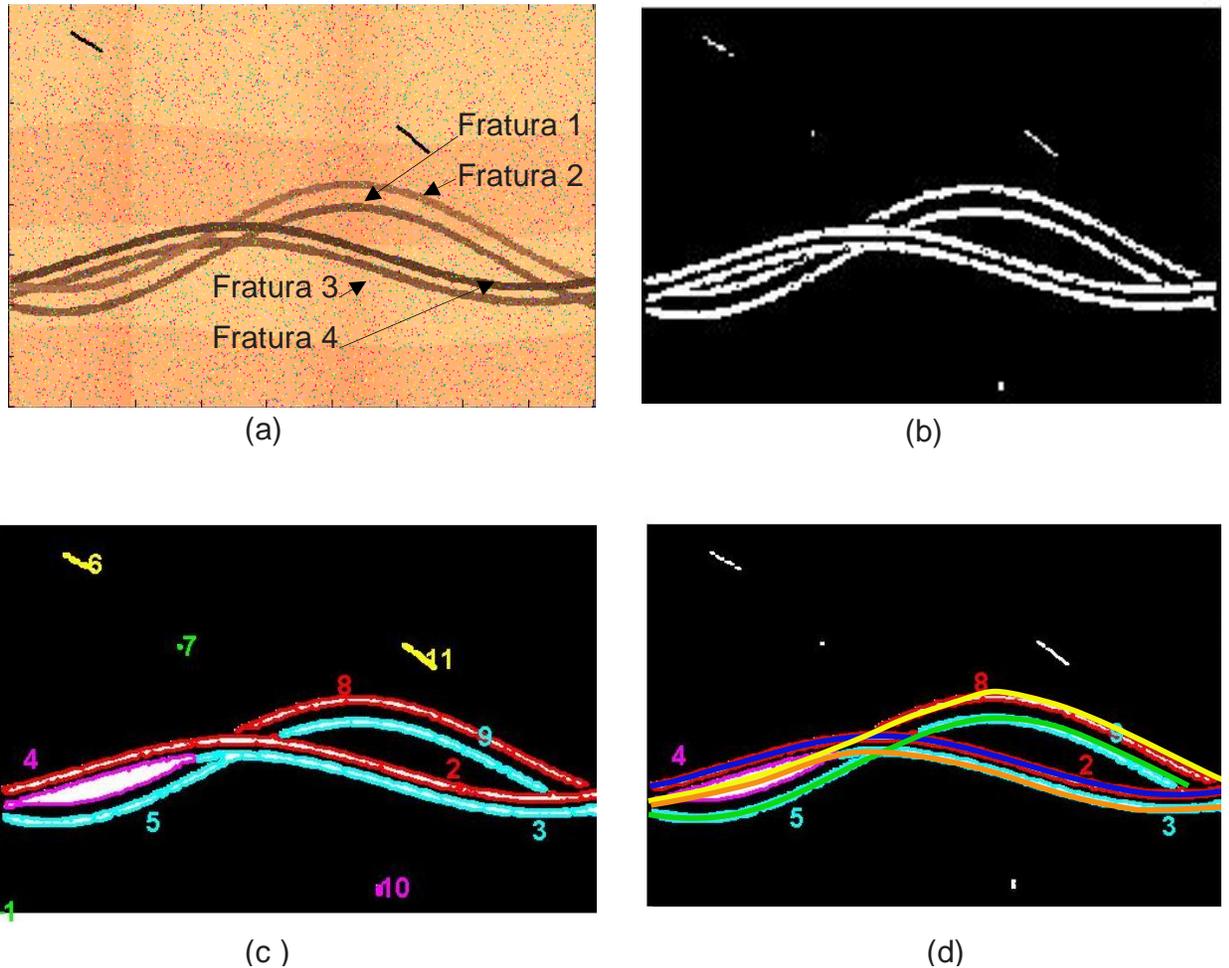
Tabela 18 - Condições do poço

Tipo de poço	Elíptico
Raio 1	0.4
Raio 2	0.6

Tabela 19 - Modelo da fratura

	Atributo	Entrada
Fratura 1	Volume de lama	15 %
	Profundidade	1.2 m
	Abertura	0.08 m
	Inclinação	45°
	Direção	30°
Fratura 2	Volume de lama	15 %
	Profundidade	1.5 m
	Abertura	0.08 m
	Inclinação	45°
	Direção	30°
Fratura 3	Volume de lama	12 %
	Profundidade	1.5 m
	Abertura	0.06 m
	Inclinação	60°
	Direção	320°
Fratura 4	Volume de lama	20 %
	Profundidade	1.5 m
	Abertura	0.06 m
	Inclinação	60°
	Direção	320°

Figura 38: Família de fraturas



Fonte: Da autora

A banda R foi utilizada para a binarização com o método de Niblack em seguida aplicada o operador morfológico, o resultado está apresentado na Figura 38(b). A janela para o cálculo da média utilizada foi de 15×15 , com $k = -0.2$. O detector de borda separou claramente as regiões de fraturas. A curva de fratura representativa da fratura 1, em verde na Figura 38(d), foi obtida pelo critério de suavidade a partir do ajuste de curvas com os pontos das bordas 5 e 9. A curva representativa da fratura 2, em amarelo na Figura 38(d), é resultado da união das bordas 4 e 8. A curva da fratura 3 é a união das bordas 4 e 3. E, por último, a curva representativa da fratura 4 foi obtida utilizando apenas o critério do número de pixels, resultando na borda 2.

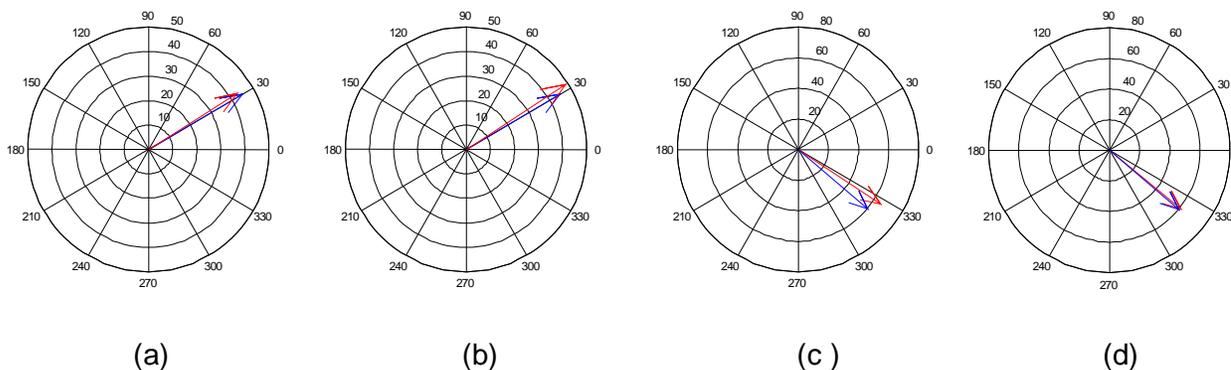
Os atributos de cada fratura foram obtidos a partir das curvas encontradas. Os resultados de saída estão expressos na tabela 20.

Tabela 20. Valores de entrada e saída do modelo de família de fraturas

	Atributo	Entrada	Saída
Fratura 1	Profundidade	1.2 m	1.15 m
	Abertura	0.08 m	0.085
	Inclinação	45°	43°
	Direção	30°	32°
Fratura 2	Profundidade	1.5 m	1.43 m
	Abertura	0.08 m	0.1 m
	Inclinação	45°	49°
	Direção	30°	33°
Fratura 3	Profundidade	1.5 m	1.4 m
	Abertura	0.06 m	0.067
	Inclinação	60°	65°
	Direção	320°	327°
Fratura 4	Profundidade	1.5 m	1.5
	Abertura	0.06 m	0.061
	Inclinação	60°	61°
	Direção	320°	320°

A Figura 39 mostra os círculos polares comparando os valores de entrada e saída para cada fratura.

Figura 39. (a) Fratura 1. (b) Fratura 2. (c) Fratura 3. (d) Fratura 4.



Fonte: Da autora

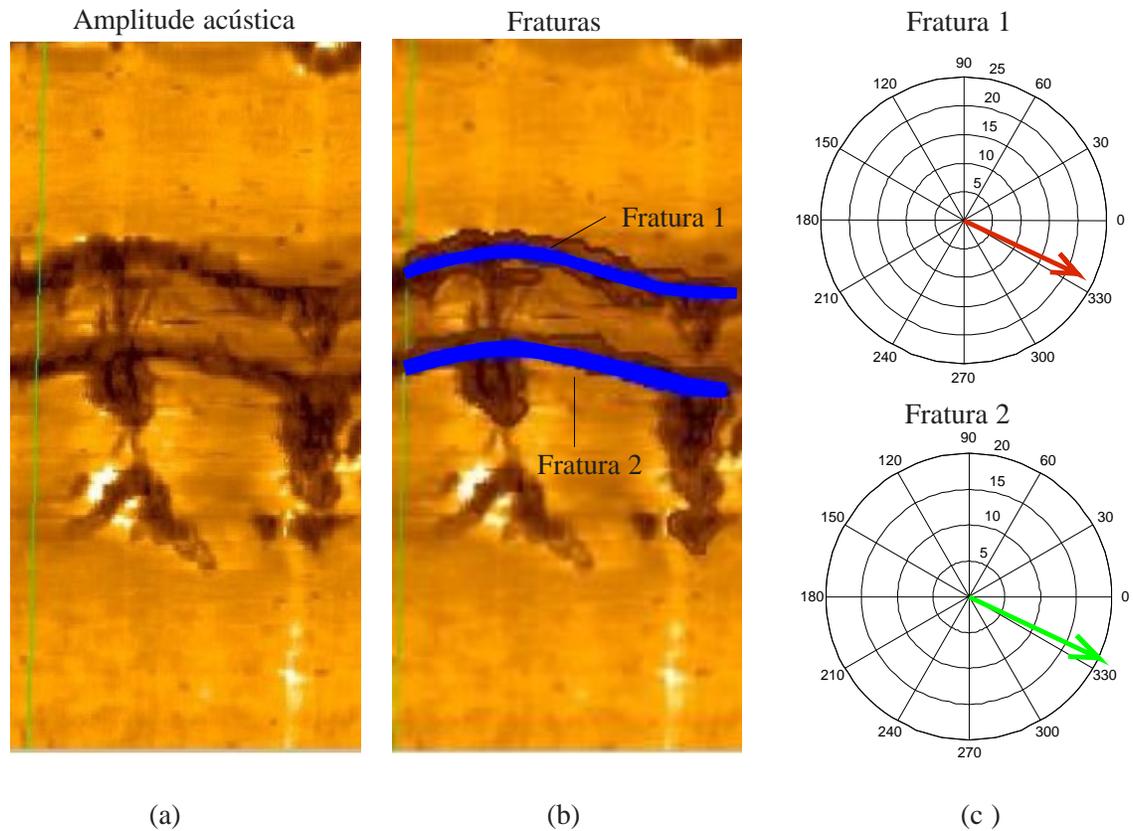
5.2 DADOS REAIS

Nesta seção apresenta-se a aplicação da metodologia aqui apresentada para a caracterização de fraturas em imagens acústicas reais.

5.2.1 Aplicação 1

A Figura 40(a) mostra uma imagem de amplitude acústica de um poço da Bacia de Campos – Brasil. Esta imagem é uma seção de carbonato de 1m. As manchas escuras na vertical, representam o desmoronamento da parede do poço ocorrido durante a perfuração. A imagem mostrada na Figura 40(a) foi processada com esta metodologia e o resultado da identificação da fratura presente é mostrado na Figura 40(b). Na Figura 40(b) produziu-se o preenchimento, na cor azul, da área delimitada pelos planos de topo e base das duas fraturas identificadas. Na Figura 40(c) apresenta-se a atitude de cada uma das fraturas. A fratura mais rasa é denominada como fratura 1 e a mais profunda, como fratura 2. A fratura 1 possui 4,8 centímetros de abertura, ângulo de inclinação de 20° e direção 320°NE . A fratura 2 apresenta 4,5 centímetros de abertura, ângulo de inclinação de 22° e direção 320°NE .

Figura 40. Imagem de amplitude acústica de um poço na Bacia de Campos – Brasil. (PETROBRAS).



Fonte: Da autora

5.2.2 Aplicação 2

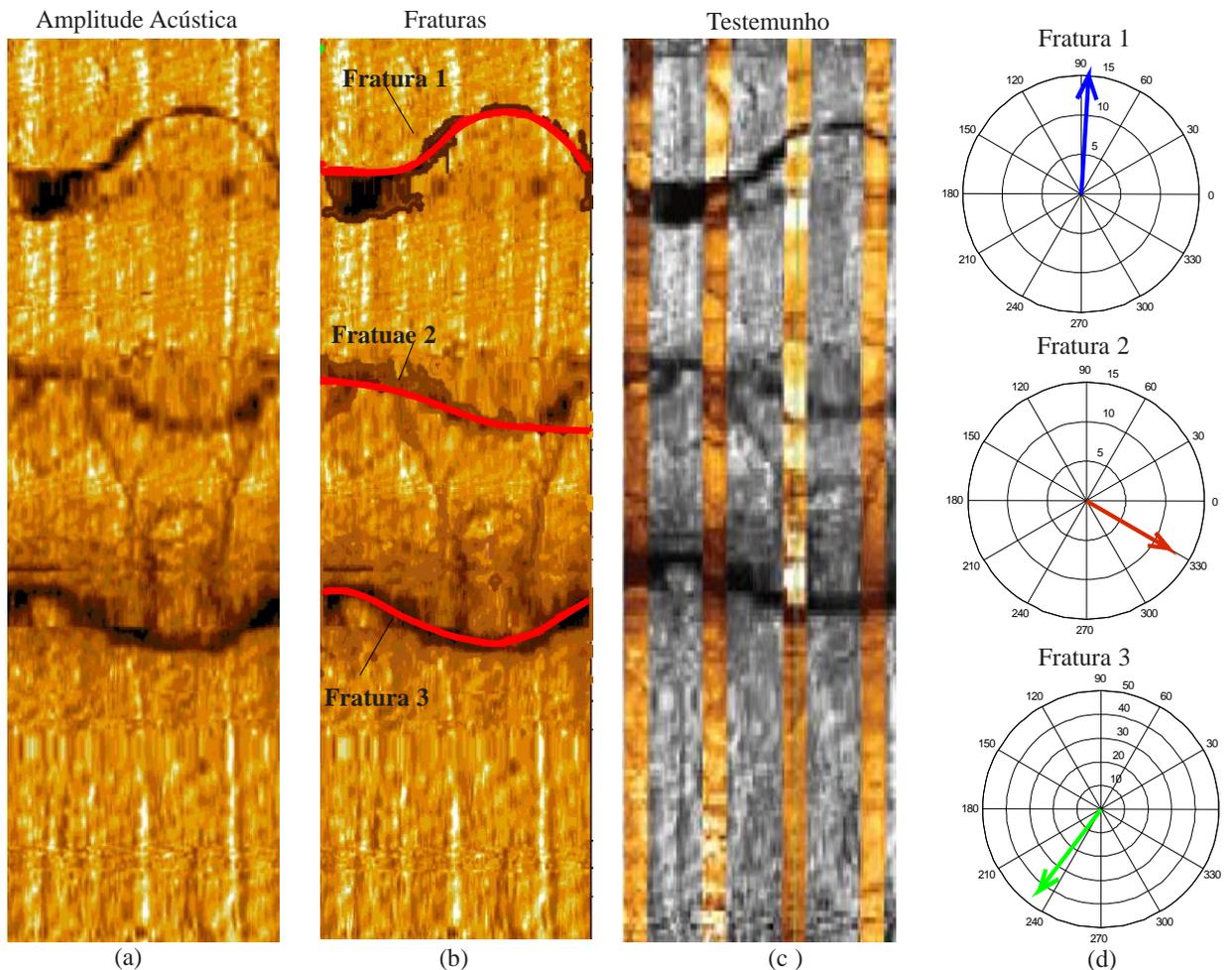
A imagem mostrada na Figura 41(a) representa um perfil de amplitude de um trecho do poço U1309D da expedição 305 da IODP (Shipboard Partido Scientific, 2002). As litologias perfuradas compreendem diversos tipos de rochas: diabásio e troctolites duníticos. Na Figura 41(b) produziu-se o preenchimento, na cor vermelha, da área delimitada pelos planos de topo e base das três fraturas identificadas pela aplicação da metodologia aqui apresentada (fratura 1, mais rasa. Fratura 2, intermediária e fratura 3, a mais profunda). A Figura 41(c) mostra a fotografia do testemunho obtido no intervalo de poço imageado na Figura 41(a). Observa-se a correlação existente entre as fraturas apresentadas no testemunho e o seu imageamento, que corrobora a identificação aqui

apresentada. A Figura 41(d) apresenta o resultado dos atributos de cada uma das fraturas identificadas que estão apresentados na tabela 21.

Tabela 21 - Resultado com dados reais

	Parâmetro	Valores
Fratura 1	Profundidade	160 cm
	Abertura	9 cm
	Inclinação	15°
	Direção	80°
Fratura 2	Profundidade	120 cm
	Abertura	10 cm
	Inclinação	12°
	Direção	330°
Fratura 3	Profundidade	80 cm
	Abertura	12 cm
	Inclinação	43°
	Direção	232°

Figura 41: (a) Imagem de amplitude acústica. (b) Fraturas detectadas. (c) Testemunho. (d) Diagramas polares.



Fonte: IDEO (2005).

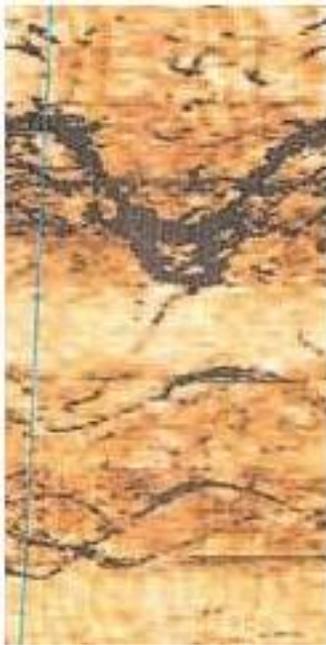
5.2.3 Aplicação 3

A imagem mostrada na Figura 42(a) representa um perfil de amplitude retirada de (Akbar, Nurmi, Standent, & Sharma, 1993). Na Figura 42(b), em vermelho, tem-se o polinômio interpolador que identifica a fratura. A Figura 42(c) apresenta o resultado dos atributos das fraturas identificadas que estão apresentados na tabela 21.

Tabela 22 - Resultado com dados reais

	Parâmetro	Valores
Fratura	Profundidade	0.57 m
	Abertura	0.10 m
	Inclinação	54°
	Direção	186°

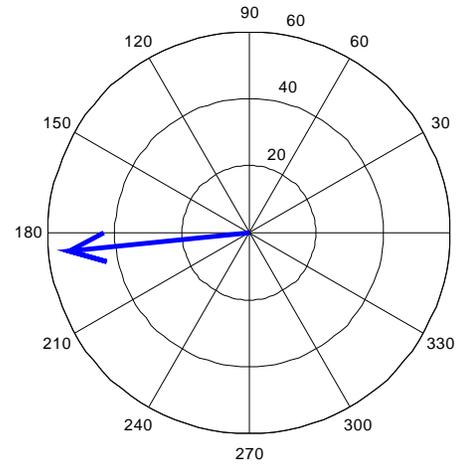
Figura 42: (a) Imagem de amplitude acústica. (b) Fraturas detectadas. (c) Diagrama polar.



(a)



(b)



(c)

Fonte: Da autora

6 CONCLUSÕES

A importância econômica, em termos da produção estimada e científica, do conhecimento geológico dos campos petrolíferos descobertos nos últimos tempos na plataforma continental brasileira e denominados, de forma geral, como pré-sal. Onde os principais reservatórios encontram-se em rochas carbonáticas com o armazenamento e a produção de hidrocarboneto ocorrendo, primordialmente, pelas fraturas justificam a metodologia apresentada nesta tese. No caso geral, a metodologia aqui desenvolvida aplica-se com igual potencialidade à caracterização de fraturas em qualquer tipo de reservatório fraturado.

Esta tese contribui para a caracterização de reservatórios fraturados a partir do mapeamento e extração dos atributos geométricos das fraturas nas imagens acústicas de amplitude. Foi apresentada uma abordagem para o modelamento das imagens de amplitude que corrobora os resultados do processamento das imagens com a morfologia matemática, responsável pela identificação das falhas tectônicas nas imagens. Apresentou-se ainda, uma metodologia baseada no ajuste polinomial para a extração dos atributos geométricos das fraturas.

O Modelamento físico-matemático das imagens acústicas de amplitude apresentado é capaz de representar uma multiplicidade de cenários geológicos representativos dos reservatórios fraturados. Este modelamento, de modo diferenciado ao modelamento geofísico convencional, não pressupõe características de isotropia e homogeneidade que, muitas vezes, afasta o modelo da realidade geológica. Os modelos dos reservatórios fraturados nas imagens de amplitude acústica, além de corroborar com a caracterização das fraturas apresentada nesta tese, pode ser utilizado como auxiliar na interpretação visual das imagens reais de amplitude acústica através da comparação entre as imagens geradas pelo modelo, com as características interpretadas ou previstas nas imagens reais. Em termos puramente qualitativos, a semelhança entre as duas imagens corrobora ou não com a interpretação visual e geológica realizada.

A metodologia para a identificação de fraturas tectônicas nas imagens acústicas de amplitude abordou o problema de maneira inovadora, utilizando a morfologia matemática de modo a caracterizar a forma representativa da fratura em termos da

detecção de suas bordas. O critério adotado para assumir uma particular borda identificada na imagem como fratura mostrou-se, nos inúmeros experimentos realizados, bastante confiável. Este critério foi utilizado com sucesso tanto nas imagens geradas pelo modelo, quanto nas imagens geradas pelas ferramentas de imageamento acústico utilizadas nesta tese.

A metodologia desenvolvida para a caracterização de fraturas ou a extração dos seus atributos geométricos nas imagens de amplitude acústica baseada no ajuste polinomial das bordas da fratura não apresenta a limitação, comumente utilizada, da representação geométrica de uma fratura por uma senóide. Nesta tese foi mostrado que em poços ovalizados esta aproximação afasta-se muito da realidade enquanto a adoção do ajuste polinomial, apresenta-se mais realista.

A avaliação da metodologia desenvolvida nesta tese foi realizada tanto nas imagens sintéticas, com a confrontação dos parâmetros dos modelos e os resultados do processamento, como para as imagens reais, confrontando-se os resultados obtidos com a interpretação presente na bibliografia citada e proprietária das imagens reais aqui utilizadas.

Esta linha de pesquisa não se esgota nesta tese, prevendo-se a sua continuidade para interpretação em imagens eletromagnéticas, bem como, a extensão do estudo das imagens acústicas em termos da análise dos esforços tectônicos, de grande importância para a geologia estrutural e para a indústria do petróleo.

REFERÊNCIAS

AGUIAR; OLIVEIRA JUNIOR, **Lógica Difusa – Aspectos Práticos e Aplicações**; Editora Interciência, 2007.1 v.

AKBAR, M.; NURMI, R., STANDENT; E.; SHARMA, S. **Find frectures in deep formation**. Acesso em 12 de julho de 2012, disponível em: http://www.slb.com/resources/publications/industry_articles/mearr/mewr/mewr14_3.aspx.

BARBOSA, D. A; Ferramenta de Desenvolvimento e de Aplicação de Lógica Fuzzy. Dissertação de mestrado. UNIFEI. Disponível em <http://juno.unifei.edu.br/bim/0029451.pdf>. Acessado em 12 de novembro de 2012. Minas Gerais. 2005.

BLAKE, K. DAVATZES, N. **Borehole Image Log and Statistical Analysis of Foh-3D, Fallon Naval Air Station, NV**. Thirty-Seventh Workshop on Geothermal Reservoir Engineering Stanford University, Stanford, California, January 30 - February 1, 2012.

BURKE, J. A.; CAMPBELL JR, R.L.; SCHIMIDT, A.W. **The Litho-porosity cross plot: a method of determing rock characteristics for computation of log data**. In: SPE ILLINOIS BASIN REGIONAL MEETING, 1969, Evansville, Indiana. Illinois Basin. Evansville, Indiana: Society of Petroleum Engineers, 1969. p. 187- 198.

BARROS, C.; ANDRADE, A. **Determination of water saturation by intelligent algorithm**. In: SIMPOSIO BRASILEIRO DE GEOFÍSICA, 3., 2008, Belém. Resumos expandidos. Belém:SBGf, 2008.1 CD-ROM.

CALDAS, N. S. GUERRA, C. E. **Sistema de Classificação Fuzzy Não Supervisionada Aplicada a Detecção de Savanas na Região de Santarém-PA**. III Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação. 2010.

CHIU, S. **Identificação do modelo fuzzy com base na estimativa de Cluster**. Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, [s.l.], v. 2, n. 3, p.267-278, 3 set. 1994.

CRAIN, E. R. **The Log analysis handbook**: quantitative log analysis methods, Tulsa: Pennwell Books, 1986. 1 v.

ELLIS, D.V; SINGER, J.M. **Well logging for earth scientists**. New York: Elsevier, 2008.

FIORI, A. P.; CARMIGNANI, L. Fundamentos de mecânica dos solos e das rochas: aplicações na estabilidade de taludes. 2.ed. Curitiba: Ed. UFPR, 2009. 604p.

FREY, B.J.; DUECK, D. Clustering by passing messages between data points. **Science**, v.315, p.972-951, fev.2007.

GAILLOT, P.; BREWER, T. PEZARD, P. YEH, E C. **Borehole Imaging Tools – Principles and applications**. Technical Developments. Scientific Drilling. Nº 05. Set, 2007.

GLOVER, P. W.; BORMANN, P. **The Characterization of Trough and Planar Cross-Bedding from borehole image logs**. *Journal of Applied Geophysics*, 62, 178-191. 2006.

HORNBY, Brian E. LUTHI, Stefan M. **Na integrated interpretation of fracture apertures computed from electrical borehole scans and reflected Stoneley waves**. Geological Society, London, Special Publication, v. 65, p 185-198. 1992.

IDEO. Expedition Scientific Party. **Oceanic core complex formation, Atlantis Massif—oceanic core complex formation, Atlantis Massif, Mid-Atlantic Ridge: drilling into the footwall and hanging wall of a tectonic exposure of deep, young oceanic lithosphere to study deformation, alteration, and melt generation**. IODP Prel. Rept., 305. Disponível em: <http://iodp.tamu.edu/publications/PR/305PR/305PR.PDF>. Acessado em 24 de novembro de 2012.

KOHONEN, T. **Self-organization and associative memory**. Berlin, Springer-Verlag, 1989.312 p.

LUTHI, S. M. **Textural segmentation of digital rock images into bedding units using texture energy and cluster labels** *Math. Geol.* 26:181–96. 1994.

LUTHI, S. M. **Geological well logs: their use in reservoir modeling**. Berlin, Springer-Verlag. 373p. 2001.

LINDEN, R. Técnicas de agrupamento. **Revista de Sistema de Informação da FSMA**, [s.l.], n. 3, p. 18-36.2009.

MENDES, J.C. **Elementos de estratigrafia**, Rio de Janeiro: T.A. Queiroz Editor, 1984. v. 12

MATHERON, G. SERRA, J. The birth of Mathematical Morphology. Ecole des Mines de Paris. Xeros Center. Palo Alto. June 2000. P. 3-5.

MOORE, R.C. **Meaning of facies**, 1949. Geol. Soc. Am., Mem., 39, p. 1-34.

NIE, X. ZOU, C. PAN, L. HUANG, Z. LIU, D. **Fracture analysis and determination of in-situ stress direction from resistivity and acoustic image logs and core data in the Wenchuan Earthquake Fault Scientific Drilling Borehole-2 (50–1370 m)**. Tectonophysics, Elsevier, V 593. P 161-171. May 2013.

NIKRAVESH, M. Soft computed based computational intelligent for reservoir characterization. **Expert Systems with Applications**, v. 26, p.19-38.2004.

PAILLET, F.L.; BARTON, C.; LUTHI, S.; RAMBOW, F.; ZEMANEK, J.R. **Borehole imaging and its application in well logging - an overview**. Borehole Imaging, Houston. Texas. Society of Professional Well Log Analysts, pp 3–23. 1990.

REINECK, H. E; SINGH, I. B. **Depositional sedimentary environments**: with reference to terrigenous clastics. 2. ed. Springer: Verlag, Berlin, Heidelberg, Nova York, 1986. 549p.

REIS, M. C. P; SANTOS, N. R.; XAVIER, A. R. **Análise dos Diferentes Modelos de Elemento Estruturante no Processamento de Imagens Digitais**. Reunião Regional da SBPC - Educação e Ciência na Amazônia 2ª Edição. Oriximiná – Pa. Maio/2012

RODRIGUES, C. C. **Determinação de Litologias em Perfis através de Média-C-Fuzzy**. 2007. 40 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Geofísica) – Universidade Federal do Pará, Instituto de Geociências, Belém, 2009.

ROTHKOPF, B. WADLEIGH, E. **Re-tooling Improves Field Efficiency**. The American Oil and Gas Reporter, p 91-95. Set 1994.

SAITO, N.; BENNETT, N. N.; BURRIDGE, B.x. *Patente N° 08/923,610*. Estados Unidos. 4 de Setembro de 1997.

SOUTO, M. **Validação de Agrupamentos**. DIMAp/UFRN, 2002. Disponível em: www.dimap.ufrn.br/~marcilio/AM/validacao-cluster.ppt.

WELLER, J.M. **Stratigraphic facies differentiation and nomenclature**. Am. Ass. Petrol. Geologists, Bull., 40, p.17-50.1958.

VINCENT, L. **Fast Grayscale Granulometry Algorithms**. In Proceedings of ISMM'94 International Symposium on Mathematical Morphology, pages 265–272, Fontainebleau, France, 1994.

A, H., Matheron, G., & J, S. (1967). Morphologie Mathématique et granulométries en place. *Annales de Mines* , 736-756.

Akbar, M., Nurmi, R., Standent, E., & Sharma, S. (01 de janeiro de 1993). *Find fractures in deep formation*. Acesso em 12 de julho de 2012, disponível em Site da Schlumberger:

http://www.slb.com/resources/publications/industry_articles/mearr/mewr/mewr14_3.aspx

Glover, P. W., & Bormann, P. (2006). The Characterization of Trough and Planar Cross-Bedding from borehole image logs. *Journal of Applied Geophysics* , 62, 178-191.

Niblack, W. (1986). *An Introduction to Digital Image Processing*. Chicago: Prentice Hall, Englewood Cliffs.

Otsu, N. (1979). A threshold selection method from grey level histogram . *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. 9 no. 1, , 62-69.

Pratt., W. (2001). *Digital Image Processing*. .: John Wiley & Sons, 3rd.

Resnick, R., Halliday, D., & Krane, K. S. (2003). *Física 1*. Rio de janeiro: LTC.

Saito, N., Bennett, N. N., & Burridge, B. (1997). *Patente Nº 08/923,610*. Estados Unidos.

Trier, O. D., & Jain, A. K. (12 de December de 1995). Goal-Directed Evaluation of Binarization Methods. *IEEE Transaction on Pattern Analysys and Machine Intelligence* , Vol. 17, pp. 1191-1201.

Zadeh, A. L. (1965). Fuzzy sets. *Info Control* , 53.

ZADEH, A. L. (1965). **Fuzzy sets**. *Info Control*, 53.

ZOBACK, M.D., MOOS, D., MASTIN, L., ANDERSON, R.N. **Wellbore breakouts and in situ stress**. *Journal of Geophysical Research* 90 (B7), 5523–5530. 1985.