JORDAN JUSBIG SALAS CUNO

UMA PROPOSTA PARA DETECÇÃO DE CURVAS SENOIDAIS NA ANÁLISE DE DADOS DE ULTRASSOM OBTIDOS POR "ULTRASONIC BOREHOLE IMAGER"

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal Fluminense, como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre. Área de Concentração: COMPUTAÇÃO VISUAL.

Orientador: Prof. AURA CONCI

Niterói 2020

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



Bibliotecário responsável: Sandra Lopes Coelho - CRB7/3389

JORDAN JUSBIG SALAS CUNO

UMA PROPOSTA PARA DETECÇÃO DE CURVAS SENOIDAIS NA ANÁLISE DE DADOS DE ULTRASSOM OBTIDOS POR "ULTRASONIC BOREHOLE IMAGER"

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal Fluminense, como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre. Área de Concentração: COMPUTAÇÃO VISUAL.

Aprovada em 15 de abril de 2020.

BANCA EXAMINADORA

RA CONCI – Orientador - UFF Prof. Dr. Prof. Dr. ESTEBAN-WALTER GONZALEZ CLUA - UFF Prof. Dr. LUCIANA CARDOSO DE CASTRO SALGADO - UFF ES CORRÊA SILVA - UFMA Prof. I

Niterói 2020

À minha família, minha mãe Beatriz e tia Andrea pelo seu apoio e inspiração de lutar, aos meus sobrinhos Ariana e Angelo, que são a alegria na minha vida.

AGRADECIMENTOS

A professora Aura Conci minha orientadora, por sua paciência, apoio, dedicação, todo meu carinho e reconhecimento por me auxiliar no desenvolvimento deste trabalho.

Aos membros da banca examinadora pela avaliação crítica e sugestões para o aperfeiçoamento da pesquisa.

Aos professores do Instituto de Computação (IC) da Universidade Federal Fluminense, que permitiram aprofundar meus conhecimentos.

Agradeço ao professor Esteban Clua e aos pesquisadores Mauro, Maira e demais membros do Laboratório de Metrologia Dimensional e Computacional (LMDC) por compartilhar seu conhecimento, apresentar o problema e por fornecer os dados utilizados no decorrer desta pesquisa.

Agradeço a PETROBRAS e a CAPES pelo apoio financeiro para desenvolver as atividades da pesquisa.

Aos meus amigos e colegas do IC, em especial Luiz, Maira e Mateus pelos conselhos, paciência e seu grande apoio com o idioma.

Agradeço a minha família: meus pais Pedro e Beatriz, meus irmãos Jean Carlo e Kerly e em especial para minha tia Andrea a quem considero minha segunda mãe.

RESUMO

No estudo geológico de poços de perfuração são procurados características geológicas que descrevem informações importantes sobre o comportamento do poço como fraturas, acamamentos, porosidade e outras. A coleta dessa informação é feita por vários tipos de ferramentas que escaneiam a parede do poço ao longo do seu comprimento e convertem esses dados em imagens (os especialistas as usam para identificar e analisar as características de interesse). Os dados utilizados neste trabalho são gerados pela ferramenta de ultrassom "Ultrasonic Borehole Imager - UBI", mais especificamente são tratados os dados de amplitude e tempo de trânsito.

Uma das características estruturais mais importantes do poço são as fraturas nas imagens provenientes do UBI, elas têm uma representação semelhante a uma curva senoidal sendo de especial interesse aos geólogos. Identificar as fraturas visualmente é complexo devido ao tipo de imagens geradas pelos dados da ferramenta UBI, que não as mostra de forma clara e podem conter ruído ou outros componentes que dificultam o processo da análise. O objetivo deste trabalho é apresentar um processo computacional para identificar curvas senoidais que representem possíveis fraturas em poços utilizando os dados de amplitude e tempo de trânsito da ferramenta.

O processo proposto para identificar fraturas é composto por duas etapas: a primeira etapa corresponde a um pré-processamento dos dados e, a segunda etapa a detecção e marcação de curvas senoidais nos dados de ultrassom. A primeira etapa utiliza filtros de Gabor e Transformada de Fourier. Na segunda etapa são utilizados o filtro bilateral, filtro de Canny e a Transformada de Hough. Os resultados obtidos demonstram que através do processo proposto é possível se desenvolver uma ferramenta auxiliar na detecção de fraturas bastante autônoma e eficiente.

Palavras-chave: ultrassom, excentricidade, ruídos, curvas senoidais, transformada discreta de Fourier, transformada de Hough.

ABSTRACT

In the geological study of drilling wells, different geological characteristics are sought that describe important information about the well structure, such as fractures, bedding, porosity and others. The collection of this information is done by various types of tools that scan the well wall along its length and convert the data into images (specialists use them to identify and analyze the characteristics of interest). The data used in this work are generated by the tool named "Ultrasonic Borehole Imager - UBI", specifically the amplitude and transit time data.

One of the most important characteristics of the well structure are the fractures, they have a representation similar to a sinusoidal curve and are specially pursued by the geologists. Visually identifying fractures is complex due to the type of images generated from the UBI, they are not clear and may contain noise or other components that hinder the process of analysis. The objective of this work is to present a computational process to identify sinusoidal curves that represent possible fractures in wells using the amplitude and transit time data from the UBI.

The proposed computational process to identify fractures consists of two stages: the first stage corresponds to a pre-processing of the data, the second stage aims to detect and mark sinusoidal curves in the ultrasound data. The first stage employs Gabor filters and Fourier Transform, and in the second stage the bilateral filter, Canny filter and Hough Transform are used. The results obtained demonstrate that through the proposed process it is possible to develop an auxiliary tool for the detection of fractures that is quite autonomous and efficient.

Keywords: ultrasound, eccentricity, noise, senoidal curves, Fourier transform, Hough transform.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1.1 Representação do processo de coleta de informações.	15
Figura 1.2 Exemplo do desdobramento da informação cilíndrica no plano cartesiano.	16
Figura 1.3 Exemplo de curvas senoidais nas imagens do poço.	17
Figura 3.1 Representação de uma falha de terreno (como um corte).	26
Figura 3.2 Ferramenta Ultrasonic Borehole Imager UBI.	27
Figura 3.3 Conjunto de transdutores giratórios.	28
Figura 3.4 Exemplo de imagens geradas com dados capturados pelo UBI.	30
Figura 3.5 Funções seno e cosseno como ordenadas e abscissas no círculo unitário.	31
Figura 3.6 Gráfica estendido da função $sin(x)$.	32
Figura 3.7 Função $sin(\theta)$ com período $T = 2\pi = 360^{\circ}$.	33
Figura 3.8 Gráficos das curvas senoidais.	34
Figura 3.9 Função $sin(x)$ com amplitudes variáveis $A = [1, 2, 3, 4]$.	35
Figura 3.10 Função $sin(x)$ com valores $x_0' = [-\pi, -\pi/4, 0]$.	35
Figura 3.11 Deslocamento vertical com $y_0 = [0, 2]$.	36
Figura 3.12 Curva da distribuição normal ou gaussiana 1D.	39
Figura 3.13 Exemplo do filtro bilateral.	41
Figura 3.14 Composição do filtro de Gabor.	42
Figura 3.15 Núcleos de Gabor com valores lambda (λ) diferentes.	44
Figura 3.16 Núcleos de Gabor com valores theta (θ) diferentes.	44
Figura 3.17 Núcleos de Gabor com valores psi (\varphi) diferentes.	45
Figura 3.18 Núcleos de Gabor com valores gamma (y) diferentes.	45
Figura 3.19 Núcleos de Gabor com valores sigma (σ) diferentes.	45
Figura 3.20 Exemplo simples de supressão não máxima.	47
Figura 3.21 Processo da mudança de domínios.	48
Figura 3.22 Gráfico de função não periódica no domínio do tempo ($t \in [0, 30]$).	49
Figura 3.23 Gráfico das funções periódica.	50
Figura 3.24 Discretização de funções (amostras).	50
Figura 3.25 Representação gráfica da função $f(x, y) = 4 - x^2 - y^4$.	52

Figura 3.26 Parâmetros obtidos a partir da TF com domínio discreto.	55
Figura 3.27 Curva senoidal contínua no domínio do espaço.	58
Figura 3.28 Mapeamento do domínio do espaço até um célula do domínio dos parâmetros.	59
Figura 3.29 Curvas senoidais geradas com $A = [2 : 10]$ e $\Delta A = 2$, $\Delta A = 4$, $\Delta A = 1$.	60
Figura 3.30 Curvas senoidais geradas com $\Delta y_0 = 2$ e $A = 2$, $A = 6$, $A = 10$.	61
Figura 3.31 Curvas senoidais geradas com $A'' = [2, 6, 10] e y_0', y_0'', y_0'''$.	63
Figura 4.1 Fluxo da metodologia proposta para a detecção de curvas senoidais.	64
Figura 4.2 Paleta de cores utilizada nos resultados.	64
Figura 4.3 Exemplo da informação desnecessária nos dados de UBI.	65
Figura 4.4 Fluxo do pré-processamento para os dados de amplitude e tempo de trânsito.	66
Figura 4.5 Imagens gerada com os dados de <i>poço01</i> na região <i>R1</i> .	67
Figura 4.6 Imagens de amplitude da região <i>R1</i> .	70
Figura 4.7 Análise das intensidades da linha L100.	72
Figura 4.8 Representação dos dados L100 no domínio da frequência.	73
Figura 4.9 Dados corrigidos no domínio da frequência.	74
Figura 4.10 Dados corrigidos de L100.	75
Figura 4.11: Valores de tempo de trânsito da linha L100.	75
Figura 4.12 Fluxo da etapa de detecção para os dados de amplitude e tempo de trânsito.	77
Figura 4.13 Estrutura de dados onde são salvos os valores acumulados	81
Figura 4.14 Exemplo de imagem binária com dois pontos.	82
Figura 4.15 Curvas senoidais s1 (curva azul) e s2 (curva laranja).	84
Figura 4.16 Curva senoidal s2 (laranja) e a curva s3 negativa de s2 (verde).	85
Figura 4.17 Processo de mapeamento pela TH.	87
Figura 5.1 Dados sintéticos usados c100 e c200.	90
Figura 5.2 Conjunto de dados sintéticos destacando em vermelho o padrão senoidal.	92
Figura 5.3 Comparação das marcações manuais e as geradas pela TH.	93

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 Ângulos representativos da função $sin(\theta)$.				
Tabela 4.1 Banco de Filtros de Gabor.	68			
Tabela 4.2 Resultados individuais do banco de filtros de Gabor na região R1.	69			
Tabela 4.3 Comparação das imagens geradas com dados da região R1.	76			
Tabela 4.4 Valores dos parâmetros do filtro bilateral biblioteca Opencv.	78			
Tabela 4.5 Comparação da entrada do filtro bilateral.	78			
Tabela 4.6 Valores dos parâmetros usados no filtro de detecção de bordas Canny.	79			
Tabela 4.7 Comparação de antes de depois da detecção de bordas Canny.	80			
Tabela 4.8 Amplitudes definidas pelo usuário.	82			
Tabela 4.9 Cálculo dos valores para o deslocamento vertical.	83			
Tabela 4.10 Cálculo dos valores para o deslocamento horizontal.	84			
Tabela 4.11 Parâmetros calculados para a curva senoidal negativa ou contrária.	86			
Tabela 5.1 Valores dos parâmetros da marcação manual e da TH.	93			
Tabela 5.2 Comparação dos resultados da marcação manual e do processo proposto.	100			
Tabela 5.3 Comparação dos valores que descrevem as curvas senoidais.	102			

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- UBI Ultrasonic Borehole Imager.
- TF Transformada de Fourier.
- TIF Transformada inversa de Fourier.
- TH Transformada de Hough.
- LoG Laplacian of Gaussian Laplaciano do Gaussiano.
- DoG Difference of Gaussian Diferenca Gaussiana.
- FG Filtro de Gabor.
- BF Filtro Bilateral.
- R1 Região do poço.
- L100 Linha de dados na posição 100 de uma região.

LISTA DE SÍMBOLOS E NOMENCLATURAS

t - Tempo.

- A Amplitude.
- φ Ângulo de fase inicial.
- ω Velocidade angular.
- f Frequência de oscilação.
- T Período de oscilação.
- y(x) Equação da função seno.
- x_0 Ângulo de fase ou deslocamento horizontal de uma curva senoidal.
- y_0 Deslocamento vertical de uma curva senoidal.
- $\boldsymbol{z}\,$ Número complexo.
- Re(z) = a Parte real de um número complexo.
- Im(z) = b Parte imaginária número complexo.
- |z| Módulo de um número complexo.
- $G\sigma_s$ Gaussiana de vizinhança.
- $G\sigma_r$ Gaussiana de intensidade.
- e Número de Euler.
- λ Comprimento de onda dos harmônicos do núcleo de filtro de Gabor.
- θ Orientação da direção normal das faixas paralelas.
- ψ Deslocamento do ângulo de fase no argumento do fator senoidal.
- γ Proporção espacial da elipticidade da função Gabor.
- σ Controla a largura do envelope gaussiano.
- F(u) Transformada de Fourier com uma variável.
- F(u, v) Transformada de Fourier com duas variáveis.
- f(t) Transformada inversa de Fourier com uma variável.
- f(x, y) Transformada inversa de Fourier com duas variáveis.
- |F| Espectro de Fourier.
- $\theta(f)$ Ângulo de fase da transformada de Fourier.
- P(u) Espectro de potência.

- A_{min} Amplitude mínima.
- A_{max} Amplitude máxima.
- $y_{0 min}$ Deslocamento vertical mínimo.
- $y_{0 max}$ Deslocamento vertical máximo.
- x_{0m} Valor do deslocamento horizontal.
- Hz Hertz.
- $\Delta A\,$ Valor de discretização da amplitude.
- Δy_0 Valor de discretização do deslocamento vertical.
- $\Delta x_0\,$ Valor de discretização do deslocamento horizontal.
- bin Célula acumuladora da TH.
- c100 Conjunto sintético com 100 pontos.
- c200 Conjunto sintético com 100 pontos.

SUMÁRIO

LISTA DE ILUSTRAÇÕES				
LISTA DE TABELAS	8			
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS	9			
LISTA DE SÍMBOLOS E NOMENCLATURAS	10			
CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO	14			
1.1 Justificativa	16			
1.2 Objetivo	17			
1.3 Organização do trabalho	17			
CAPÍTULO 2 – TRABALHOS RELACIONADOS	18			
2.1 Análise Geológica de Poços de Perfuração	18			
2.1.1 Y. Yao et al. (2017)	18			
2.1.2 M. Zohreh et al. (2014)	19			
2.1.3. X. Nie et al. (2013)	20			
2.1.4. A. J. Hayman et al. (1998)	20			
2.2 Análise e Correção da Excentricidade dos Dados	21			
2.2.1 Z. Zhang et al. (2016)	21			
2.2.2. J. Tu and B. Yang (2014)	22			
2.3 Análise e Detecção de Fracturas	22			
2.3.1 L. O. Dias, et al. (2020)	22			
2.3.2 M. Liang et al. (2018)	23			
2.3.3 A. Etchecopar et al. (2013)	23			
2.3.3. S. Ozkaya (2003)	23			
CAPÍTULO 3 – REFERENCIAL TEÓRICO	25			
3.1 Ultrasonic Borehole Imager UBI	26			
3.1.1 O imageador (ou o ferramenta UBI)	26			
3.1.2 Dados Coletados	28			
3.2 Curvas Senoidais	29			
3.2.1 função seno:	30			
3.2.2 Senóides	32			
3.3 Números complexos	35			
3.3.1 Números complexos	35			
3.3.2 Fórmula de Euler	37			
3.4 Filtro Bilateral	37			
3.5 Filtro de Gabor	40			
3.6 Filtro Canny	45			

3.7 Transformada de Fourier	47
3.7.1 Funções Contínuas e Discretas	48
3.7.2 Transformada de Fourier Contínua	50
3.2.5 Transformada de Fourier Discreta	52
3.2.6 Espectro de Fourier, Espectro de Potência e Ângulo de Fase	52
3.2.7 Propriedades da Transformada de Fourier	54
3.8 Transformada de Hough	55
3.3.1 Descrição Geral	56
3.3.2 Transformada de Hough para detectar curvas senoidais	57
CAPÍTULO 4 – METODOLOGIA	63
4.1 Pré-processamento	64
4.1.1 Filtro de Gabor	66
4.1.2 Transformada de Fourier-TF	69
4.2 Etapa de Detecção de Curvas Senoidais	75
4.2.1 Filtragem Bilateral	76
4.2.2 Filtro de Detecção de Bordas de Canny	78
4.2.3 Algoritmo de Transformada de Hough Desenvolvido	79
CAPÍTULO 5 – RESULTADOS	88
5.1 Resultados obtidos com dados sintéticos	89
5.2 Resultados em dados reais originários da ferramenta de ultrassom UBI	94
CAPÍTULO 6 – CONCLUSÕES	102
6.1 Trabalhos Futuros	103

CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO

Na indústria petrolífera é fundamental a análise e o estudo da informação que representa os diferentes tipos de características de um poço de perfuração. O especialista deve ter uma ideia da estrutura e do comportamento do poço com o objetivo de definir ações futuras da perfuração já feita ou em relação a possíveis perfurações futuras. Ao longo do comprimento do poço pode se apresentar diferentes eventos geológicos como fraturas, acamamentos, porosidade, entre outros.

Para auxiliar na detecção dos eventos geológicos são utilizadas diversos tipos de equipamentos de inspeção em especial baseados em medidas de resistividade elétrica e de resposta ao ultrassom. Este trabalho estará focado na análise de imagens provenientes deste último tipo de ferramentas, na Figura 1.1 temos a representação da ferramenta dentro do poço coletando multiples informações geológicas.



Figura 1.1 Representação do processo de coleta de informações.

Um dos principais eventos geológicos procurados são as fraturas do terreno. Essas são representadas nas imagens geradas por diferentes tipos de ferramentas como curvas senoidais, sendo o resultado do rebatimento da informação cilíndrica da parede do poço no plano

cartesiano como é mostrado na Figura 1.2. As curvas senoidais refletem informação sobre a direção da fratura e o ângulo da mesma.



Figura 1.2 Exemplo do desdobramento da informação cilíndrica no plano cartesiano.

Essas curvas senoidais presentes na imagem da parede do poço nem sempre são curvas perfeitas e completas, muitas das vezes só aparecem pequenos trechos da curva e por ser produto de um evento natural suas delimitações e formas são irregulares, na Figura 1.3 temos um exemplo das curvas. Essas curvas senoidais podem não estar sempre adequadamente visíveis nas imagens a serem analisadas pelo especialista. O especialista pode ter uma maior dificuldade na análise visual das imagens geradas por causa do baixo contraste delas. Uma outra causa que gera imagens problemáticas é a descentralização da ferramenta de aquisição dos dados no processo de coleta de informação. Essa descentralização produz regiões verticais com intensidades maiores e com intensidades menores do que o normal, essa perturbação é evidente nos dados de tempo de trânsito da Figura 1.3, assim dentro dessas regiões as curvas senoidais que representam as possíveis fraturas podem ficar ocultas facilmente, dificultando a identificação.

Neste trabalho apresentamos um processo de duas etapas para identificar curvas senoidais em imagens de amplitude e tempo de trânsito geradas pela ferramenta de ultrassom UBI (*Ultrasonic Borehole Imager*). A primeira etapa é um pré-processamento baseado no filtro de Gabor e na Transformada de Fourier discreta para realçar as curvas e diminuir a excentricidade dos dados respectivamente. Os resultados deste pré-processamento podem ser

utilizados como entrada para outros processos futuros de identificação e análise de diferentes características geológicas presentes nos poços. A segunda etapa considera a detecção de curvas senoidais utilizando dois filtros espaciais (Bilateral e Canny), sendo desenvolvido e implementado para esta etapa um novo algoritmo de Transformada de Hough para detecção de curvas senoidais.



Figura 1.3 Exemplo de curvas senoidais nas imagens do poço.

1.1 JUSTIFICATIVA

Considerando a importância no estudo geológico de descobrir a direção e ângulo das fraturas, a complexidade e o esforço demandado pelos especialistas para conseguir identificar as curvas senoidais (relacionadas às fraturas), o grande comprimento do poço e a qualidade da imagem que cada poço apresenta, pode-se entender a importância de se ter algum tipo de auxílio à detecção deste processo, em especial se feita com o auxílio de programas computacionais. Mesmo apenas com a melhora da qualidade da imagem é possível que o especialista consiga identificar mais fácil e rápidamente as curvas senoidais como também outras estruturas geológicas. Finalmente com as marcações automáticas de curvas senoidais podem dar ao especialista uma vista geral da presença de fraturas no poço de perfuração.

1.2 Objetivo

O objetivo principal desta dissertação é apresentar um processo computacional que permita auxiliar a identificação de curvas senoidais em poços de perfuração utilizando os dados de amplitude e tempo de trânsito gerados pela ferramenta UBI. O processo proposto consta de duas etapas que permitirá corrigir os dados coletados pela ferramenta e permite detectar automaticamente curvas senoidais em poços, pois é essencial ter os dados que descrevem apenas as estruturas presentes na parede do poço e não outros fenômenos que atrapalhem o processo de análise. Além disso, ter as marcações de curvas senoidais leva à diminuição do tempo e esforço na procura das regiões com essas características geológicas.

Os objetivos secundários deste trabalho são, desenvolver um critério para corrigir a excentricidade presente nos dados de tempo de trânsito da ferramenta UBI, e a avaliação da capacidade das técnicas de processamento de imagens para melhorar as estruturas que descrevem possíveis curvas senoidais.

1.3 Organização do trabalho

Após a breve introdução de fraturas como um evento geológico, considerando também a importância e complexidade para os especialistas geólogos no Capítulo 1, é feito uma revisão dos trabalhos relacionados agrupados em análise geológica de poços de perfuração, análise e correção da excentricidade dos dados e análise e detecção de fraturas no Capítulo 2, no Capítulo 3 é descrito o referencial teórico com conceitos essenciais como Ultrasonic Borehole Imager UBI, curvas senoidais e números complexos, é descrito também os filtros espaciais utilizados nesta pesquisa como o filtro bilateral, Gabor e Canny, por último é descrito a transformada de Fourier (TF) e transformada de Hough (TH), no Capítulo 4 é apresentado as etapas do processo proposto para a detecção de curvas senoidais nos dados de ultrassom, no Capítulo 5 mostra os resultados do processo proposto considerando os dados de amplitude e tempo de trânsito, e por último no Capítulo 6 é descrito as conclusões e trabalhos futuros desta pesquisa.

CAPÍTULO 2 – TRABALHOS RELACIONADOS

Neste capítulo são apresentadas pesquisas relacionadas às áreas de interesse deste trabalho e as técnicas propostas para a detecção de curvas senoidais. O capítulo é dividido em três partes. A primeira parte considera pesquisas ligadas a aspectos de estudo geológico, descrevendo o processo de coleta e geração dos dados, assim também como os possíveis problemas que podem estar presentes nos dados da ferramenta de ultrassom UBI.

A segunda parte apresenta estudos sobre a Transformada de Fourier na análise e processamento de sinais, além de conceitos importantes utilizados na etapa de pré-processamento. A terceira parte abrange pesquisas relacionadas aos conceitos da Transformada de Hough, fundamental na etapa de detecção de curvas senoidais.

2.1 Análise Geológica de Poços de Perfuração

Esta seção apresenta pesquisas relacionadas aos aspectos geológicos dos poços. Os trabalhos são apresentados dos mais atuais aos mais antigos.

2.1.1 Y. YAO ET AL. (2017)

Na engenharia de perfuração de petróleo, a logging-while-drilling (LWD) é uma ferramenta usada para a medição em tempo real de um diâmetro de poço. O estudo de Yao *et al.* (2017) apresenta a estrutura mecânica e o princípio de funcionamento de um novo paquímetro LWD baseado na medição de distâncias por ultrassom (UDM do termo em inglês: ultrasonic distance measurer).

O intervalo de detecção é um dos principais índices de desempenho de um UDM. Esse índice é determinado pelo comprimento da zona cega e pela capacidade de detecção da interface remota refletida no sistema. Para reduzir o comprimento da zona cega e detectar próximo à interface refletora, uma técnica de emissão acústica de ponte completa baseada no *bootstrap gate driver* (BGD) e no transistor de efeito do campo condutor de óxido de metal-semicondutor (MOSFET) é projetada analisando o princípio de funcionamento e as características de impedância do um dado transdutor piezoelétrico.

Para detectar a interface de reflexão remota e reduzir a faixa dinâmica dos sinais de eco recebidos, são determinadas as relações entre a amplitude do eco e a distância de propagação das ondas ultrassônicas. É projetada uma técnica de compensação de sinal baseada na teoria de amplificação variável no tempo, que pode alterar automaticamente o ganho de acordo com o tempo de chegada do eco. Por fim, as técnicas mencionadas e os circuitos correspondentes são verificados experimentalmente. Os resultados mostram que o comprimento da zona cega no sistema UDM do paquímetro LWD é significativamente reduzido e a capacidade de detectar a interface refletora remota é consideravelmente melhorada.

2.1.2 M. ZOHREH ET AL. (2014)

A ferramenta considerada por esses autores é o *Ultrasonic Borehole Imager* (UBI). Atualmente, é uma prática padrão usar essa ferramenta para uma análise estrutural abrangente e caracterização de fraturas; no entanto, a interpretação da análise da forma do poço pelo UBI precisa de muitas melhorias.

Ao perfurar um poço, isto é, na remoção de um cilindro de rocha da subsuperfície, é criada uma perturbação do estado de tensão natural do terreno, onde as tensões transversais são fortes e desiguais, o poço será submetido a uma condição de tensão transversais desequilibrada. A lama de perfuração é ponderada para criar uma pressão hidrostática para equilibrar o estresse da formação. No entanto, no Irã existem tensões elevadas, a anisotropia do estado de tensão permanecerá. Após a perfuração, é importante que o poço permaneça em boa forma para executar com êxito a função pretendida, por exemplo produzir hidrocarbonetos. A instabilidade do poço comprometerá severamente essa função e reduzirá a vida útil do poço. Uma avaliação da condição do poço e do seu mecanismo de falha usando ferramentas de captura de imagem ajudaria claramente.

No estudo de Zohreh et al. (2014) foi encontrada uma solução em relação à estabilidade do poço, alertando antecipadamente em caso de instabilidade, trabalhando na análise avançada da forma do poço e melhorando as informações sobre sua condição. Os registros de imagens mostraram exatamente onde as perdas estão ocorrendo e permitiram que a ação corretiva fosse realizada com precisão.

2.1.3. X. NIE ET AL. (2013)

Após o terremoto de Wenchuan (na região central da China) em 12 de maio de 2008, foi iniciado o Projeto de Wenchuan Earthquake Fault Scientific Drilling (WFSD), a fim de investigar a estrutura das zonas de falhas e o mecanismo do terremoto. O WFSD contém quatro furos (WFSD-1, WFSD-2, WFSD-3 e WFSD-4) situados nos locais de deslocamento máximo ao longo da zona de falha de Yingxiu-Beichuan e da zona de falha de Guanxian-Anxian. O WFSD-2 é o segundo furo e ainda está sendo perfurado. Amostras de núcleo, dados de resistividade e registro de imagem acústica foram adquiridos de 50 a 1370 m. As fraturas naturais, rompimentos de furo de poço, fraturas induzidas por perfurações e fraturas naturais melhoradas por perfuração foram identificadas a partir dos núcleos e dos registros de imagens e foram analisadas estatisticamente.

Os locais das fraturas naturais variam sistematicamente e podem ser classificados em quatro grupos de acordo com a profundidade: (1) acima de 637 m, atingindo principalmente ENE-WSW; (2) no intervalo de 637 a 932,6 m, atingindo NNE – SSW; (3) no intervalo de 932,6 a 1200 m, direcionando a ENE-WSW para WNW-ESE e atingindo NE-SW de 1030 m a 1150 m; (4) de 1200 m a 1370 m, mantendo uma direção de WNW-ESE.

As fraturas naturais de 50m a 637m parecem ser falhas reversas que atingem à falha principal de forma aproximadamente paralela. Dois conjuntos de fraturas conjugadas em torno de 1002,4m indicando a direção principal de paleo-tensão máxima subvertical podem ser uma estrutura subordinada da falha principal causada por um campo de tensão local, e revelam o campo de tensão complexo da zona de falha de Yingxiu-Beichuan quando as fraturas se formaram.

2.1.4. A. J. HAYMAN ET AL. (1998)

Uma nova ferramenta ultrassônica para imagens de poço e revestimento foi desenvolvida com base na tecnologia de imagem de cimentação. Um transdutor ultrassônico rotativo varre o poço a uma alta taxa de amostragem para fornecer imagens detalhadas da amplitude e do raio do eco. Um transdutor com foco de 250 ou 500 kHz fornece dados em alta

resolução da penetração em lama pesada com baixa sensibilidade à excentricidade da ferramenta. Os ecos são analisados por um processador de sinal digital de fundo de poço para otimizar a precisão e a confiabilidade da medição do raio. As medidas são corrigidas para a excentricidade. As escalas de cores da imagem são ajustadas dinamicamente pelo computador de superfície para otimizar a sensibilidade em tempo real.

Comparações com ferramentas elétricas de imagem mostram que a medição de amplitude ultrassônica tende a responder indiretamente à litologia por meio de alterações no raio ou rugosidade do poço. A imagem ultrassônica é única na realização de medições quantitativas de alta resolução da geometria dos poços que são úteis para a análise da estabilidade. A ferramenta também pode avaliar a corrosão da carcaça interna e detectar furos. Exemplos de análise automática da forma do furo são mostrados.

2.2 Análise e Correção da Excentricidade dos Dados

Esta seção apresenta pesquisas relacionadas aos aspectos de pré processamento a serem usados. Os trabalhos são apresentados em ordem cronológica inversa, isto é dos mais atuais aos mais antigos.

2.2.1 Z. ZHANG ET AL. (2016)

Os instrumentos de imagem ultrassônica são usados rotineiramente para verificação de fratura, mergulho da estratigrafia e determinação da forma do poço. Os transdutores de eco de pulso medem as propriedades dos ecos refletidos na formação. A amplitude do sinal e o tempo de trânsito são normalmente exibidos como uma imagem circunferencial da parede do poço. No entanto, um padrão de interferência significativo pode ser gerado quando o toque eletro acústico do transdutor interfere nos ecos de baixa amplitude.

Neste artigo, uma técnica de processamento de sinal e imagem baseada no filtro de mediana é aplicada para extrair o padrão de interferência na correção de fluido/excentricidade de poço. O processamento proposto fornece uma boa redução de ruído, preservando informações de formação.

2.2.2. J. TU AND B. YANG (2014)

Na imagem de ultrassom, a excentricidade da ferramenta geralmente pode se apresentar visualmente como duas faixas verticais pretas no poço de revestimento. Para resolver este problema, estes autores propõem um algoritmo de correção da imagem de excentricidade no tempo com base no ajuste de elipses.

O algoritmo proposto utiliza primeiramente os dados de diâmetro do poço para ajustar a elipse e calcular o centro, o eixo principal, o eixo menor e o ângulo de inclinação da elipse e outros parâmetros. Em seguida, usa esses parâmetros para corrigir a imagem excêntrica do tempo de trânsito dos dados de ultrassom.

Os resultados de testes mostram que o algoritmo pode ajustar com precisão a elipse e corrigir a imagem no domínio do tempo, que parece como excêntrica ao ser vista, o que tem um resultado prático muito importante no processamento dos dados do poço.

2.3 Análise e Detecção de Fracturas

Esta seção apresenta pesquisas relacionadas aos aspectos de processamento das curvas senoidais relacionadas às fraturas geológicas dos poços, na mesma ordem das seções anteriores deste capítulo.

2.3.1 L. O. DIAS, ET AL. (2020)

Neste trabalho foram propostas a identificação de fraturas e *breakouts* usando imagens acústicas, o método de detecção empregado utiliza redes neurais convolucionais (Fast RCNN). Como na literatura há poucas imagens disponíveis contendo fraturas e *breakouts*, este trabalho também desenvolveu um algoritmo para produzir mais amostras sinteticamente para diferentes cenários possíveis, essas foram usadas para o treinamento da rede.

O método proposto apresentou resultados com área sob a curva Receiver Operating Characteristic (AUC) de 98% e 90 % para a detecção de fraturas e *breakouts* respectivamente nos dados simulados. Eles reportam outras trabalhos da literatura cujos algoritmos de detecção de fraturas e *breakouts* atingiram 81% e 73% também em dados simulados.

2.3.2 M. LIANG ET AL. (2018)

No estudo de Liang et al. uma variedade de métodos de processamento de imagem e detecção automática de fraturas foram usados para processar e interpretar os dados de perfilagem ultrassônica em um poço de metano em leito de carvão. Combinado com outros dados de perfilagem no poço, este estudo analisou as características da resposta de perfilagem ultrassônica da litologia e da estrutura da formação.

A análise estatística foi feita para identificar o padrão de fraturas. Os resultados mostraram que o ângulo de mergulho e a orientação da fratura natural estavam relacionados à ação tectônica regional. O campo de paleo-estresse, refletido pelas fraturas naturais, era consistente com as condições geológicas, enquanto o campo de estresse atual, refletido pelas zonas de ruptura, mostrou-se diferente do campo de paleo-estresse. Este estudo propôs um novo método usando fraturas com articulações conjugadas associadas, obtidas a partir de registros do UBI, para estimar a orientação do estresse de paleo-estresse.

2.3.3 A. ETCHECOPAR ET AL. (2013)

Um novo método de processamento e filtragem é proposto neste trabalho para identificar os recursos induzidos por tensão e medir com precisão sua geometria. Imagens de dois poços perfurados em um reservatório de areia sombria, particularmente estanque na bacia de Timimoun (Argélia) mostram claramente que o principal parâmetro que controla a geometria do dano é a litologia. Quanto mais rígida e mais densa for a rocha, maiores e mais profundas são as fugas. Para explicar esse comportamento estranho, os autores supõem que a plasticidade a longo prazo redistribua as tensões tectônicas horizontais entre as camadas em função de sua sombra. Os autores usam também dados do reservatório Hassi Messaoud (Argélia) que exibe forte e progressiva variação do estado de tensão em que o poço atravessa uma falha.

2.3.3. S. ОZКАУА (2003)

Esse trabalho descreve um método para estimar o comprimento da fratura em imagem de poços circulares. A frequência relativa de fraturas, que possuem traçado completo da

circunferência na imagem está relacionada ao comprimento da fratura. Uma relação simples pôde ser derivada para a frequência relativa de traços completos de fraturas em termos de inclinação média da fratura para o poço, diâmetro do poço e comprimento da fratura. Esta relação, no entanto, tende a subestimar o comprimento da fratura porque é assumido um comprimento constante. Uma estimativa de comprimento mais precisa pôde ser obtida assumindo que o comprimento da fratura esteja linearmente correlacionado à abertura ou espaçamento da fratura. A distribuição de frequência cumulativa da abertura e espaçamento da fratura pôde ser obtida a partir dos dados de imagem do poço. O problema então se transforma em encontrar o fator de escala entre o comprimento e a abertura da fratura (ou espaçamento) a partir da frequência relativa de fraturas com traços completos. O produto do fator de escala e o espaçamento médio da fratura (ou abertura) fornece o comprimento médio da fratura.

Dos estudos comentados neste capítulo conclui-se que é possível a detecção de falhas pelos dados de ultrassom, que a correção da excentricidade é um aspecto importante e pode ser feita a identificação de fraturas partir de dados de UBI. Esses aspectos serão os objetivos dos desenvolvimentos que serão feitos nos próximos capítulos desta dissertação.

CAPÍTULO 3 – REFERENCIAL TEÓRICO

No desenvolvimento deste capítulo serão apresentados diferentes métodos de análise e processamento de imagens, assim como definições teóricas, que são fundamentais para o entendimento e desenvolvimento da dissertação.

Serão discutidos, inicialmente, a ferramenta de ultrassom denominado *Ultrasonic Borehole Imager* (UBI) e os conceitos que envolvem os dados que são utilizados nesta pesquisa (na Seção 3.1). Outro conceito básico em nossa proposta são as curvas senoidais (assunto na Seção 3.2), elas simbolizam uma fratura ou corte geologicamente inclinado no poço, um exemplo simulado deste corte inclinado é mostrada na Figura 3.1 (a), as curvas senoidais são evidentes nas imagens geradas ao desdobrar a informação radial coletada pelo UBI até o plano cartesiano como é mostrado na Figura 3.1 (b) [34].



Figura 3.1 Representação de uma falha de terreno (como um corte), onde uma camada cisalha sobre outra inclinadamente. Essa falha é mostrada como geologicamente ocorre em uma
Visão 3D na superfície cilíndrica de um poço (a) e a mesma superfície de um poço desdobrada em um plano cartesiano (b).

Em nossa proposta metodológica é utilizada um conjunto de filtros espaciais como o filtro de Gabor (discutido na Seção 3.3), filtro Bilateral (apresentado Seção 3.4) e filtro de detecção de bordas de Canny (assunto da Seção 3.5). Também são utilizados dois tipos de transformadas: a Transformada de Fourier (TF) em uma dimensão (vista na Seção 3.6) e a Transformada de Hough (TH) que foi desenvolvida integralmente nesta dissertação para a detecção de padrões senoidais (na Seção 3.7).

3.1 Ultrasonic Borehole Imager UBI

3.1.1 O IMAGEADOR (OU O FERRAMENTA UBI)

Ultrasonic Borehole Imager (UBI) é uma ferramenta de captura de dados por medições acústicas. Sua aparência externa é mostrada na Figura 3.2. O UBI usa a tecnologia de imagem ultrassônica que fornecem uma cobertura do 100% da parede superficial do poço [2].



Figure 3.2 Ferramenta Ultrasonic Borehole Imager UBI

Para realizar as medições e consequentemente gerar as imagens da formação geológica, o UBI utiliza um conjunto de transdutores rotativos de tamanhos diferentes a fim de registrar todos os tamanhos de furos abertos como mostrado na Figura 3.3. O transdutor é tanto um transmissor quanto um receptor. Feixes curtos de energia acústica são emitidos pelo transdutor rotativo no modo de pulso, que viajam através da lama de perfuração e sofrem reflexão parcial na parede do poço. Esses pulsos refletidos são recebidos pelo transdutor [1].



Figura 3.3 Conjunto de transdutores giratórios.

A ferramenta opera com frequências de 250kHz e 500kHz [34]. A frequência maior produz uma melhor resolução de imagem, enquanto a frequência menor fornece uma medida robusta [37]. O modo de resolução de imagem é selecionado de acordo com o ambiente de aquisição, considerando o tipo e a densidade de lama. A frequência de operação mais usada é de 250kHz. A sensibilidade na medição da parede do poço torna as imagens de UBI ideais para aplicações geomecânicas relacionadas à fraturas, rompimentos, estabilidade, anomalias do poço, entre outros [5]. As imagens provenientes dos dados do UBI são portanto muito sensíveis às variações superficiais na parede do poço, mas não a variações na litologia [4]. As alterações de formação são normalmente vistas nas imagens UBI somente se houver efeitos correspondentes na superfície do poço, como alterações na rugosidade ou no diâmetro do furo [6].

3.1.2 DADOS COLETADOS

A ferramenta de ultrassom UBI no processo de coleta de dados registra diferentes informações como o raio do furo, a orientação com relação ao norte magnético [7], intensidades refletidas da parede do poço, entre outros. Nesta pesquisa são utilizados dois tipos de dados: amplitude e o tempo de trânsito [8].

Amplitudes: As amplitudes dos pulsos refletidos formam a base da imagem acústica da parede do poço [37]. Para cada rotação completa do transdutor é registrado uma quantidade de elementos que podem variar de acordo com diferentes modelos ou empresas, em nossa pesquisa a quantidade de elementos é 180.

As amplitudes são governadas por 3 fatores: geometria, diversidade de materiais e diferença entre energia emitida e refletida.

O primeiro fator reflete como é a forma da parede do poço e as suas irregularidades, o que fazem com que a energia refletida seja espalhada ocasionando a recepção pelo transdutor de um sinal mais fraco que o emitido.

O segundo fator se relaciona ao contraste na impedância acústica entre a lama de perfuração e o material que compõe a parede do poço.

O terceiro fator é influenciado pela dispersão ou absorção de energia acústica por partículas na lama de perfuração sendo que diferentes tipos de lama podem ocasionar perda de resolução da imagem.

Tempo de trânsito: O tempo de trânsito depende da distância entre o transdutor e a parede do poço. Essa distância é convertida em informação relacionada ao raio do poço usando a velocidade do sinal na lama [35]. Para cada rotação completa também a quantidade de registros muda, nesta pesquisa a quantidade de elementos é 180. O UBI mede também os atributos de uma onda ultrassônica refletida na parede do poço. A taxa de impedância entre a formação e a lama tem um leve efeito na amplitude do sinal refletido [36], no entanto a rugosidade da parede do poço tem um efeito muito maior e domina a amplitude da reflexão [39].

Uma apresentação típica de dados medidos pelo UBI é mostrado na Figura 3.4 e consiste de duas imagens geradas com os dados coletados pela ferramenta. A primeira é a imagem de amplitude e a segunda é a imagem de tempo de trânsito. Os dados utilizados nesta pesquisa tem um registro de 180 elementos como definido nas descrições dos tipos de dados. Os tons escuros indicam baixa amplitude e tempo de trânsito maiores. As imagens podem ser orientadas em relação ao norte magnético ou em relação ao topo do furo, no caso de um poço desviado da direção vertical. O termo desvio indica que o poço perfurado tem um ângulo a partir da vertical.

As fraturas ou famílias de fraturas são geradas naturalmente por forças tectônicas que atuam em bacias sedimentares e são responsáveis pelas principais características do armazenamento e produção de hidrocarbonetos [38] [9].



Figura 3.4 Exemplo de imagens geradas com dados capturados pelo UBI: (a) Dados de amplitude, (b) Dados de tempo de trânsito.

3.2 Curvas Senoidais

Do ponto de vista matemático denomina-se senóide a curva ou onda gerada pela variação de magnitude da função seno multiplicada por uma constante A ao longo do tempo t ou espaço x, como descreve a Equação (1)

$$y(x) = A * sin(\omega x + \varphi)$$
(1)

onde A é amplitude, φ é uma constante angular, e ω é a velocidade angular, descrita na Equação (2),

$$\omega = 2\pi f \tag{2}$$

onde φ é o ângulo de fase inicial, e a frequência de oscilação f é descrita na Equação (3),

$$f = \frac{1}{T} \tag{3}$$

onde T é o período de oscilação, sendo que $\omega x + \varphi$ é o ângulo de oscilação na Equação (1).

A função seno é periódica, o que significa que estas ondas e as senóide se repetem em intervalos iguais de tempo t ou espaço x [10]. A Equação (4) descreve o comportamento periódico.

$$y(x) = y(x + T) = y(x + 2T)$$
 (4)

3.2.1 função seno:

A função seno descreve uma oscilação repetitiva e suave, onde o valor do seno de qualquer ângulo pode ser descrito através da distância do ponto do círculo unitário definido pelo ângulo θ até o eixo horizontal, como mostrado na Figura 3.5.



Figura 3.5 Funções seno e cosseno como ordenadas e abscissas de um ponto do círculo unitário.

A magnitude da função seno (e da cosseno) é definida para qualquer ângulo como o número x (ou y), ou seja o seno (ou cosseno) de qualquer ângulo θ pode ser definido como mostrado na Figura 3.5. O esquema do círculo unitário mostra a relação entre o ângulo θ e o valor da função $sin(\theta)$. Na Tabela 3.1 temos alguns valores numéricos da função $sin(\theta)$ quando o ângulo θ aumenta até completar uma volta no círculo unitário.



Figura 3.6 Gráfico estendido da função sin(x).

θ rad	0	$\pi/4$	$\pi/2$	3π/4	π	5π/4	3π/2	7π/4	2π
θ graus	0°	45°	90°	135°	180°	225°	270°	315°	360°
$sin(\theta)$	0	0.71	1	0.71	0	- 0.71	- 1	- 0.71	0

Tabela 3.1 Ângulos representativos da função $sin(\theta)$ para alguns ângulos em graus ou radianos

À medida que o ângulo θ aumenta depois de completar uma volta ($\theta > 360^{\circ}$ ou $\theta > 2\pi$), a magnitude da função *sin*(θ) começa a repetir valores, então o gráfico da Equação (1) pode ser estendido indefinidamente como é mostrado na Figura 3.6.

Como se observa no gráfico da Figura 3.7 o comportamento da função (na forma de onda) é repetido após intervalos de $2\pi rad$ ou 360° , o que significa que a Equação (1) tem período $T = 2\pi$. Uma função periódica é uma função que para um intervalo de deslocamento horizontal específico T se repete, ou seja tem como resultado uma função igual a original para todos os valores de x mais um valor T como é descrito na Equação (4) [11].



Figura 3.7 Função $sin(\theta)$ com período $T = 2\pi = 360^{\circ}$

3.2.2 SENÓIDES

A função $sin(\theta)$ tem um período T (isto é se repete regularmente em intervalos T). O foco deste trabalho é a detecção de padrões senoidais, que são semelhantes as curvas da função $sin(\theta)$ mas não exatamente idênticas, Equação (1). Assim os valores da amplitude, A, não será sempre de 1 como foi no caso do círculo unitário na Figura 3.5.

Daqui em diante a notação θ será trocada por x na Equação (1). Também esses padrões ondulatórios nem sempre ficaram com valores zero na origem, quer dizer podem ter deslocamentos horizontais, o que será refletido por um ângulo constante adicionado ao ângulo x, que daqui em diante terá a notação xo. Também a senóide pode ocorrer em qualquer posição vertical no plano: yo. Assim outra forma geral de descrever o comportamento da função *senoidal* da Equação (1) é através da Equação (5), que para cada valor de entrada xse obtém a magnitude da função y(x) modificada dependo dos outros parâmetros A, y_0 , x_0 .

$$y = y(x) = y_0 + A * sin(x + x_0)$$
(5)

onde y é o valor obtido depois da avaliação a partir de uma entrada x na Equação (5), y_0 é o valor para o deslocamento vertical da onda senoidal, A é a amplitude da onda, x_0 é o valor

correspondente a onda inicial deslocada na horizontal em relação a origem dos eixos x. Na Figura 3.8 temos três representações onde cada um dos parâmetros são mudados individualmente.



Figura 3.8 Gráficos das curvas senoidais da Equação (5): (a) curva senoidal com A = 6, (b) curva senoidal com $y_0 = 6$, (c) curva senoidal com $x_0 = -\pi/2$.

Como será descrito na Seção (3.3) o comportamento da amplitude A, do deslocamento horizontal x_0 e vertical y_0 têm algumas restrições de acordo com o critério de seleção de pontos ou células de agrupamento na aplicação em foco. A seguir será feito um breve discussão de cada um dos parâmetros da equação (5).

Amplitude: Nesta pesquisa os valores de amplitude A não são constantes, porque os padrões senoidais podem ter variações de acordo com a inclinação do corte ou fratura. Assim a amplitude será definida como elementos de uma lista $A' = [A_1, A_2, ..., A_n]$. Os valores são definidos de acordo ao tipo de padrão senoidal a serem procurados, na Figura 3.9 temos uma representação de quatro valores de amplitude, por exemplo os do conjunto A' = [1, 2, 3, 4].



Figura 3.9 Função sin(x) com amplitudes variáveis A = [1, 2, 3, 4].

Ângulo de fase ou deslocamento horizontal inicial x_0 indica onde a onda senoidal inicia no eixo horizontal (Fig. 8c). Os valores do parâmetro x_0 são constantes mas só se sempre zero as senóides terão o aspecto da Figura 3.9. Se o deslocamento horizontal é maior que o período T a onda senoidal se repetirá como uma outra onda dentro do conjunto de parâmetros possíveis, por exemplo a lista definida como $x_0' = [x_{01}, x_{02}, ..., x_{0m}]$. Na Figura 3.10 vemos como o valor de $x_0' = [-\pi, -\pi/4, 0]$ afeta no deslocamento horizontal da onda sinusoidal com amplitude unitária.



Figura 3.10 Função sin(x) com valores de x_0' .

Deslocamento Vertical y_0 : Na definição do parâmetro y_0 de deslocamento vertical, os valores para y_0 também estão definidos dentro de um conjunto de valores possíveis, por
exemplo os da lista $y_0' = [y_{01}, y_{02}, ..., y_{0k}]$. Na Figura 3.11 temos o deslocamento vertical para $y_0 = [0, 2]$. Os valores mínimos e máximos para o deslocamento vertical são definidos pela altura da região analisada, no caso dos poços isto é $y_0 = [0, height]$.



Figura 3.11 Deslocamento vertical com $y_0 = [0, 2]$.

Valores admissíveis no nosso processo de desenvolvimento serão descritos com maior detalhe na Seção (3.3) onde se comenta melhor aspectos relacionados ao espaço de parâmetros usados na Transformada de Hough.

3.3 NÚMEROS COMPLEXOS

No material teórico que se expõe neste capítulo alguns temas como o filtro de Gabor (Seção 3.4) e a transformada de Fourier (Seção 3.7) empregam a utilização de números complexos, assim revisar o conhecimento de detalhes dos números complexos e as suas propriedades é importante para o entendimento e desenvolvimento adequado das seções mencionadas.

3.3.1 Números complexos

Um número complexo z é definido a partir do número imaginário j (às vezes também descrito como i e que representa a raiz quadrado de -1) sendo composto por duas partes e definido na Equação (6).

$$z = a + jb \tag{6}$$

onde *a* é a parte real de *z* e expressa como Re(z) = a, e por outro lado *b* é a parte imaginária de *z* e é expressa como Im(z) = b.

Também pode-se definir z como o par ordenado (a, b) de números reais. Por exemplo: Considere o número complexo (3, 2) isto significa que esse número no formato da Equação (6) é definido como z = 3 + j2 e temos que Re(z) = 3 e Im(z) = 2. Considerando dois números complexos $z_1 = a_1 + jb_1$ e $z_2 = a_2 + jb_2$, algumas operações podem ser definidas como [13]:

Igualdade: Se $z_1 = z_2$ então suas respectivas partes real e imaginária são iguais, ou seja, se $a_1 = a_2$ e $b_1 = b_2$.

Adição: Ou a soma $z_1 + z_2$ é obtida pelas somas das respectivas partes real e imaginária, ou seja: $z_1 + z_2 = (a_1 + a_2) + j(b_1 + b_2)$.

Subtração: Ou diferença é definida de modo análogo à adição, temos : $z_1 - z_2 = (a_1 - a_2) + j(b_1 - b_2)$.

Multiplicação: Ou o produto de: $z_1 \cdot z_2 = (a_1 \cdot a_2 - b_1 \cdot b_2) + j(a_1 \cdot b_2 + a_2 b_1)$.

A forma trigonométrica de um número complexo z = a + jb é definida pela Equação (7):

$$z = |z|(\cos(\theta) + j\sin(\theta)) \tag{7}$$

onde $|z| = \sqrt{a^2 + b^2}$ é o módulo de *z* e as partes reais e imaginárias são: $a = |z|cos(\theta)$, $b = |z|sin(\theta)$. A forma dos complexos apresentada na Equação (7) é chamada também forma polar e, a Equação (6) é chamada forma Cartesiana do número complexo.

3.3.2 FÓRMULA DE EULER

A fórmula de Euler relaciona os números complexos na forma trigonométrica com potências imaginárias do número de Euler (e).

Se $\theta \in R$ a fórmula de Euler é definida pela Equação (8)a.

$$e^{j\theta} = \cos(\theta) + j\sin(\theta) \tag{8}$$

Considerando a propriedade de multiplicação dos complexos por um escalar, e propriedades dos senos e cossenos a fórmula de Euler também pode ser definida pela Equação (9).

$$e^{-j\theta} = \cos(\theta) - j\sin(\theta) \tag{9}$$

Assim um número complexo z = a + jb pode também ser escrito em sua forma exponencial como definido pela Equação (9).

$$z = |z|e^{i\theta} \qquad = |z| \exp(j \theta) = |z| \exp(i \theta)$$
(10)

onde $|z| = \sqrt{a^2 + b^2}$ é o módulo de z, e $a = |z| cos(\theta)$ e $b = |z| sin(\theta)$ são suas partes reais e imaginárias [14].

3.4 FILTRO BILATERAL

O filtro bilateral foi introduzido por Tomasi e Manduchi in 1998 [28]. Ele é uma técnica não linear que emprega o produto de um núcleo Gaussiano no domínio espacial e um núcleo gaussiano de intensidades [27].

A curva Gaussiana em 1D pode ser vista na Figura 3.12 e na Equação que segue.

$$G(x) = rac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}e^{-rac{x^2}{2\sigma^2}}$$
 (Equação da Curva Gaussiana 1D - 11)

A superfície Gaussiana 2D pode ser vista na Figura 3.13 (b) e na Equação que segue

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}}$$
 (Equação da Superfície Gaussiana 2D -12)



Figura 3.12 Curva da distribuição normal ou gaussiana 1D.

Filtros Gaussianos no domínio do espaço ou da frequência em 1D ou 2D, são usado em processamento de imagens para suavização de ruídos, mas como um filtro baixa, tem como efeito adicional o borramento das imagens, que fica tão mais acentuado quanto maior for o desvio padrão σ usado nas equações acima. Já a derivada segunda gaussiana é usada em processamento de imagens como um filtro passa alta, para salientar as alterações ou bordas dos elementos presentes nas imagens. Esse filtro é conhecido como Laplaciano do Gaussiano ou LoG do termo em inglês Laplacian of Gaussian. A diferença de dois processos de filtragem com Gaussianas, Diferença Gaussiana ou DoG do termo em inglês Difference of Gaussian, também acaba resultando em um filtro passa alta.

O filtro Bilateral é também baseado na curva de Gauss, mas considera 2 expressões de Gaussianas como as da Figura 3.12 combinadas agora por multiplicação. A primeira no domínio espacial $G\sigma_s$ que abrange a área do filtro da imagem ou seja define até que distância ou até que coordenadas de pixels ao redor do pixel central serão usadas. A segunda Gaussiana $G\sigma_r$ atua nas intensidade, é 1D.

O filtro resultante é de preservação de bordas e redução de ruído. O valor da intensidade em cada pixel da imagem é substituído por esse filtro pela média ponderada dos valores de intensidade dos pixels próximos. Essa ponderação tem como base a distribuição

Gaussiana e dependem da distância entre os pixels e também da diferença de intensidade entre eles. Ou seja no cálculo do filtro entra um peso adicional (valor a ser multiplicado) que leva em conta a diferença de intensidades entre os pixels. Dessa forma temos uma maior intensificação e preservação das bordas das imagens.

O filtro bilateral é definido como BF [I] na equação (13) :

$$BF[I]_{\mathbf{p}} = \frac{1}{W_{\mathbf{p}}} \sum_{\mathbf{q} \in \mathcal{S}} G_{\sigma_{s}}(\|\mathbf{p} - \mathbf{q}\|) G_{\sigma_{r}}(|I_{\mathbf{p}} - I_{\mathbf{q}}|) I_{\mathbf{q}}$$
(13)

onde Wp é um fator de normalização dado pela equação abaixo:

$$W_{\mathbf{p}} = \sum_{\mathbf{q} \in \mathcal{S}} G_{\sigma_{\mathrm{s}}}(\|\mathbf{p} - \mathbf{q}\|) G_{\sigma_{\mathrm{r}}}(|I_{\mathbf{p}} - I_{\mathbf{q}}|)$$
(13 a)

nesta notação I_p representa a intensidade do pixel p da imagem em que a filtragem está sendo considerada e I_q representa a intensidade de cada um dos seus vizinhos de acordo com a Gaussiana de vizinhança $G\sigma_s$ e dentro da Gaussiana de intensidade $G\sigma_r$, sendo cada uma expressões como as da Equação (11) e (12) respectivamente, os parâmetros σ_s e σ_r especificaram os desvios padrões das Gaussianas consideradas para a área (surface) a ser englobada no somatório da quantidade de filtragem para a imagem *I*. No estabelecimento do peso Wp de normalização é considerado o somatório de todos os valores das diferenças entre os pixels da vizinhança S considerada ponderados pela sua diferenças de intensidades com o pixel central em processamento.

A equação (13) faz uma média ponderada normalizada em que $G\sigma_s$ é uma ponderação gaussiana espacial que diminui a influência dos pixels distantes, $G\sigma_r$ é um intervalo gaussiano que diminui a influência dos pixels q quando deus valores de intensidade diferem de I_p [29]. Na Figura 3.13 é mostrado o efeito de cada um destes elementos sozinho e após multiplicados resultando no filtro bilateral.



Figura 3.13 Exemplo do filtro bilateral, (a) Imagem de entrada, (b) Ponderação gaussiana espacial $(G\sigma_s)$ no espaço, (c) Avaliação das gaussianas $G\sigma_r$ no domínio de intensidades, (d) Peso de $G\sigma_s \times G\sigma_r$ para o pixel central, (e) resultado do filtro bilateral para a imagem de entrada.

3.5 FILTRO DE GABOR

O filtro de Gabor foi desenvolvido por Dennis Gabor em 1946 [23]. Gabor é considerado o pai da holografia, recebeu o Nobel de física em 1971 e fez muitas e diversas continuações no processamento e análise de imagens até seu falecimento em 1979.

O filtro de Gabor é definido como uma função Gaussiana multiplicada por uma função harmônica. A forma do filtro de Gabor que usaremos neste trabalho é apresentada na Equação (14):

$$g(x,y;\lambda, heta,\psi,\sigma,\gamma) = \expigg(-rac{x'^2+\gamma^2y'^2}{2\sigma^2}igg)\expigg(i\left(2\pirac{x'}{\lambda}+\psi
ight)igg)$$
(14)

onde *i* representa o imaginário puro *j* usado nas expressões anteriores (Equações (6) a (10)) :

 $x' = x \cos heta + y \sin heta$

$$y' = -x\sin heta + y\cos heta$$

e os demais parâmetros λ , θ , $\psi,\,\sigma,\,\gamma$, serão comentados a seguir.

A primeira exponencial na Equação (14) representa a função Gaussiana 2D e a segunda pela forma harmônica das Equações (8) ou (9). Isto é com a parte real da potência separada da parte imaginária usando as propriedades do número de Euler (*e*) quando

elevando a um valor complexo, que nesta equação é descrito pelos parâmetros dos parênteses mais interno da Equação (14). Ou seja a função harmônica pode ficar na forma mais geral ou ser separada em senos e cosenos.

Assim a componente real da Equação (14) pode ser escrita como a Equação (14 a) e a componente imaginária na Equação (14 b).

$$g(x,y;\lambda, heta,\psi,\sigma,\gamma) = \expigg(-rac{x'^2+\gamma^2y'^2}{2\sigma^2}igg) \cosigg(2\pirac{x'}{\lambda}+\psiigg)$$
 (14 a)

$$g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-rac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}
ight) \sin\left(2\pi rac{x'}{\lambda} + \psi
ight)$$
 (14 b)

O filtro de Gabor é apresentado na Figura 3.14 separadamente por cada um dos seus 2 componentes e já multiplicado por eles como um objeto 3D ou , com seus valores no terceiro eixo descritos por tons de branco e preto com uma imagem em 2D.



Figura 3.14 Composição do filtro de Gabor, (a) função Gaussiana, (b) função harmônica, (c) multiplicação das funções gaussiana e harmônica, (d) Filtro com valores entre 0 e 1 mostrado com um imagem em tons de cinza.

A função Gaussiana 2D que compõem o primeiro elemento do filtro de Gabor é bastante conhecida em análise de imagens. Ela é muito usado pelas suas propriedade de suavização como filtro passa baixa, cujo grau de "blurring" está associada ao valor do desvio padrão escolhido (ou largura do envelope gaussiano) usado no filtro de Gabor : $\sigma > 0$ já que sempre uma função de Gauss (ou curva normal) tem área 1. Nas equações (14) a média é nula e o cálculo do valor em (*x*,*y*) é afetado pelo parâmetro θ que no contexto da Função de

Gabor e da curva normal de Gauss tem um significado diferente do usada até aqui nesta dissertação.

A primeira exponencial na Equação (14) que representa a função Gaussiana 2D tem um parâmetro adicional. Comparando as expressões acima com as equações (14 a) a (13) fica simples entender o significado do parâmetro novo parâmetro θ no posicionamento dos pontos (*x*,*y*).

A segunda exponencial na Equação (14) representa a função harmônica pode ser seno, coseno ou ambas na forma de uma exponencial complexa. A Figura 3.14 (a) mostra a função Gaussiana de duas dimensões. Na Figura 3.14 (b) a funcao harmônica utilizada no fundo é uma senóide complexa de duas dimensões. Na Figura 3.14 (c) se observa a multiplicação das funções gaussiana e harmônica, ou seja a senóide complexa de duas dimensões fica modeladas por uma função Gaussiana também de duas dimensões [25]. Essas funções multiplicadas tem como objetivo extrair atributos para caracterizar diferentes tipos de elementos presentes na imagem. Assim o filtro de Gabor tem um componente real e um componente imaginário representando direções ortogonais, os dois componentes podem ser formados em um número complexo ou utilizados individualmente [26].

O filtro de Gabor tem sido aplicado com sucesso na segmentação de imagens, e separação de elementos específicos pela sua propriedade de eliminar praticamente todas as informações que não esteja concentrada em pontos específicos da área em análise (que podem ser entendidas como as regiões brancas da Figura 3.14 (d). Foi utilizado também por muito tempo para obtenção de texturas em imagens, reconhecimento por íris, reconhecimento por impressões digitais. Tem sido dito que o filtro de Gabor encontra inspiração na biologia do sistema visual humano ao estar relacionado com os processos no córtex visual [24].

Os filtros de Gabor ou núcleos de Gabor devem ser bem entendidos por estarem associados a manipulação adequada dos parâmetros das equações mencionadas anteriormente para poderem ser usados adequadamente. Através dessas combinações dos parâmetros são formados os bancos de filtros de Gabor, que permitem um uso mais simplificado e automático dos mesmos. Agora que foi bem esclarecido a ideia básica do filtro de Gabor passaremos a comentar o efeito dos demais parâmetros λ , θ , ψ , σ , γ .

Lambda λ representa o comprimento de onda dos harmônicos, e no caso do fator senoidal do núcleo do filtro de Gabor. Seu valor na ferramenta usada é especificado em pixels, os valores válidos são números reais iguais ou maiores que 2, na Figura 3.15 é mostrado 3 exemplos de núcleos de filtro de Gabor. A Figura 3.15 (a) tem $\lambda = 5$, a Figura 3.15 (b) tem $\lambda = 10$ e a Figura 3.15 (c) $\lambda = 15$. Assim pode-se dizer que quanto maior esse valor menos concentrado é o decaimento do que permanece visível na imagem.



Figura 3.15 Filtros ou núcleos de Gabor com valores lambda diferentes, (a) $\lambda = 5$, (b) $\lambda = 10$, (c) $\lambda = 15$.

Theta θ especifica a orientação da direção normal das faixas paralelas que ficarão presentes ou serão eliminados na imagem. Seu valor é especificado em graus, os valores válidos são números reais no intervalo de 0 até 360. Na Figura 3.16 é mostrado 3 exemplos com valores de orientações diferentes; A Figura 3.16 (a) tem $\theta = 0$, a Figura 3.16 (b) tem $\theta = 45$ e a Figura 3.16 (c) tem $\theta = 90$.



Figura 3.16 Filtros ou núcleos de Gabor com valores theta diferentes, (a) $\theta = 0$, (b) $\theta = 45$, $\theta = 90$.

Psi ψ representa o deslocamento do ângulo de fase no argumento do fator senoidal, é especificado em graus, os valores válidos são números reais no intervalo -180 até 180. Na Figura 3.17 é mostrado 4 exemplos com valores de deslocamentos diferentes, onde na Figura 3.17 (a) $\psi = 0$, Figura 3.17 (b) $\psi = 180$, Figura 3.17 (c) $\psi = -90$, Figura 3.17 (d) $\psi = 90$.



Figura 3.17 Filtros ou núcleos de Gabor com valores psi diferentes, (a) $\psi = 0$, (b) $\psi = 180$, (c) $\psi = -90$, (d) $\psi = 90$.

Gamma γ : Chamado de proporção espacial, especifica a elipticidade do suporte da função Gabor, para o valor $\gamma = 1$ o suporte é circular, para os valores $\gamma < 1$ o suporte é alongado na orientação das faixas paralelas. O valor padrão é $\gamma = 0.5$. Na Figura 3.18 é mostrado dois exemplos de proporção espacial diferentes: Figura 3.18 (a) $\gamma = 0.5$, Figura 3.18 (b) $\gamma = 1$.



Figura 3.18 Filtros ou núcleos de Gabor com valores de gamma diferentes, (a) $\gamma = 0.5$, (b) $\gamma = 1$.

Sigma σ , como já dito este parâmetro controla a largura do envelope gaussiano, ou o desvio padrão usado no filtro de Gabor. Esse valor deve ser especificado como um número real positivo, o padrão é $\sigma = 1$. É mostrado na Figura 3.19 três exemplos de valores diferentes para sigma: Figura 3.19 (a) temos $\sigma = 0.5$, (b) $\sigma = 1$, (c) $\sigma = 2$.



Figura 3.19 Filtros ou núcleos de Gabor com valores de sigma diferentes, (a) $\sigma = 0.5$, (b) $\sigma = 1$, (c) $\sigma = 2$.

3.6 FILTRO CANNY

Esse filtro foi desenvolvido por John F. Canny em 1986 [30]. Mesmo sendo um método antigo é ainda um dos métodos mais usados de detecção de bordas ou limites de objetos em uma imagem. A detecção de bordas é uma das atividades mais comum e essencial na análise de imagens, o objetivo da detecção de borda em geral é reduzir significativamente a quantidade de dados em uma imagem, preservando as propriedades estruturais a serem usadas para próximos processamentos na imagem [31].

Uma borda corresponde ao conjunto de pontos em uma imagem onde tem uma alteração de algo, geralmente a intensidade entre os pixels vizinhos, o algoritmo de Canny é baseado nos seguintes critérios [32]:

1- Otimização: A probabilidade de detectar pontos reais da borda deve ser maximizado, enquanto a probabilidade de detectar falsos pontos de borda deve ser minimizado, isso corresponde a maximizar a relação sinal / ruído.

2- *Localização:* As bordas detectadas devem estar o mais próximo possível das bordas reais.

3- Número de respostas: Uma borda real não deve resultar em mais de uma borda detectada.

Ele se torna mais simples através do uso de máscaras de convolução, quando é baseado na primeira derivada da imagem. O algoritmo de Canny é considerado como um dos melhores métodos de detecção de bordas.

Pode ser desenvolvido usando as seguintes etapas [33] :

I- Suavização: para que um possível ruído que possa estar presente nas imagens não seja confundido com bordas, a imagem primeiro é suavizada usando um filtro gaussiano. No presente trabalho usaremos esse filtro na forma digital 5×5 mostrado na Equação (15), que é obtido a partir da expressão da Gaussiano (Equação 12) com $\sigma = 1.4$.

$$B = \frac{1}{159} \cdot \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix}$$
(15)

2- Localização dos gradientes: O algoritmo encontra bordas onde as intensidades na escala de tons de cinza tem uma mudança maior, essas áreas são encontradas determinando os gradientes da imagem. Neste trabalho usamos gradientes direcionais dados pela expressão da Equação (16) para o gradiente na direção x, e pela Equação (17), para o gradiente na direção y.

$$K_{\rm GX} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1\\ -2 & 0 & 2\\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
(16)

$$K_{\rm GY} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$
(17)

3- Supressão não máxima: O objetivo desta etapa é converter as bordas borradas da imagem em magnitudes do gradiente em bordas nítidas, passando a considerar apenas as bordas que sejam máximo local, como indicado na Figura 3.20.

2 1	3 1	5 1	4 1	6 1
4 ↑	5 🕈	7↑	6 🕇	7↑
5↑	6 🕈	4 🕈	з 🕇	2 🗡
з 🕈	4 1	3 🕇	1 🗡	1 🗡

Figura 3.20 Exemplo simples de supressão não máxima.

4- Limiar duplo: Depois do passo 3 ainda podem ser visíveis muito pontos de borda, muitos deles provavelmente serão bordas reais da imagem, mas alguns podem ser causados por variações de ruído ou cor, e são falsas bordas.

5- *Rastreamento de bordas:* As bordas fortes são interpretadas como bordas corretas e podem ser incluídas na imagem final, as bordas fracas são incluídas se e somente se estiverem conectadas a bordas fortes deixando os limites mais contínuos.

3.7 TRANSFORMADA DE FOURIER

A Transformada de Fourier (TF) foi chamada assim por ter sido desenvolvida por Joseph Fourier. A palavra transformada indica a utilização de um método para transformar o domínio de representação de uma função ou sinal em outro domínio ou em outra forma de representação.

TF é uma transformação matemática utilizada para representar um mesmo sinal no domínio do tempo (ou espaço) e no domínio da freqüência. Este tipo de mudança do domínio tem muitas aplicações na física e na engenharia.

A motivação principal do estudo desta transformação nesta dissertação é o fato de ter boas propriedades no domínio da frequência para o objetivo de melhorar as imagens de UBI usadas para a detecção de fratura em poços [12].

Uma das características principais da TF é poder se ver o mesmo dado em ambos os domínios. Quando tem uma mudança de um domínio para outro, embora a informação seja a mesma e só se mude a forma de representação alguma coisa pode ser melhor distinguida. A troca de domínio não acarreta perda de informação, comportamento que é denominado de reversibilidade da transformação, isto quer dizer que se aplicamos a transformada inversa de Fourier (TIF) ao resultado obtido da transformada de Fourier (TF) a um dado ou conjunto, o resultado é exatamente o dado ou conjunto inicial. A Figura 3.21 representa essa possibilidade.



Figura 3.21 Processo da mudança de domínios.

Antes de definir formalmente a TF para funções discretas de uma e duas variáveis, serão recordadas algumas definições que ajudarão a compreender melhor o uso e o comportamento da TF, bem como suas propriedades.

3.7.1 Funções Contínuas e Discretas

Função Contínua: Uma primeira definição intuitiva da continuidade para uma função f(t) definida sobre algum intervalo, diz que a função f(t) é contínua se a curva que representa a função é um segmento contínuo. Isto quer dizer que o gráfico desta sua curva não tem interrupções nem buracos.

A definição formal nos diz que uma função que pertence aos reais $f(t) \in R$ é contínua no ponto $\beta \in R$ se existe o limite de f(t) quando $t \to \beta$ e o límite coincide com $f(\beta)$, se isso não acontece f(t) é descontínua no ponto β .

Exemplificando, considere as funções contínuas 1, 2 e 3 abaixo, cujo domínio pertence aos reais (tempo analógico ou real) e cujos gráficos são mostrados nas Figuras 3.22 e 3.23:

$$f(t) = e^{-0.1t} sin(\frac{2}{3})t$$
 Função 1

$$h(t) = sin(t)$$
 Função 2

$$g(t) = sin(4t)$$
 Função 3



Figura 3.22 Gráfico da Função 1 não periódica no domínio do tempo ($t \in [0, 30]$).



Figura 3.23 Gráfico das Funções periódica 2 e 3.

Função Discreta: Uma função f(t) é definida como discreta quando sua variável independente t só pode ter certos valores, então pode-se afirmar que o domínio de f(t) é um conjunto enumerável. O domínio de uma função discreta pode ser associado ao conjunto dos números reais. Por exemplo a função h(t) = sin(t) (Função 2) com variável independente assumindo os valores $t = \{0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1, 1.2, 1.4, 1.6, 1.8, 2\}$ é apresentada na Figura 3.24. E agora deixou de ser uma função contínua e passa a ser discreta já que é representada por um conjunto de pontos.



Figura 3.24 Discretização da Função 2 em 9 valores discretos (amostras).

3.7.2 TRANSFORMADA DE FOURIER CONTÍNUA

Funções com uma variável: Dada uma funcao integrável contínua f(t) definida nos números reais, isto é em R, a transformada de Fourier de f(t) é uma outra função F(u) cujo domínio está no conjunto dos números complexos [15]. Define-se a transformada de Fourier F(u) de f(t) na sua forma exponencial como na Equação (18):

$$F(u) = F\left\{f(t)\right\} = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-jut} dt$$
(18)

Como e^{-jut} é uma função complexa podemos separar a parte real e imaginária da transformada de Fourier da função f(t) na sua forma trigonométrica como (19).

$$F(u) = F\left\{f(t)\right\} = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)(\cos(ut) - j\sin(ut)) dt$$
(19)

Seja F(u) uma função real ou complexa, define-se a transformada inversa de Fourier de F(u) como (20).

$$f(t) = F^{-1}(F(u)) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(u)e^{jut} du$$
(20)

O conjunto $\{F(u), f(t)\}$ é chamado par de Fourier e representam a mesmas informações só que em domínios diferentes. Repare a grande semelhança entre as expressões (20) e (21), ou seja entre a transformada e sua transformada inversa.

Funções com duas variáveis : Uma função de duas variáveis z = f(x, y) é o modelo matemático que diz qual é o valor da variável z para cada possível valor de suas variáveis x e y. Por exemplo

$$f(x,y) = 4 - x^2 - y^4 \tag{21}$$

As funções abaixo tem seu valor dependente de duas variáveis ou parâmetros s e t, logo são ditas serem de duas variáveis.

$$f(s,t) = 4 - s^2 - t^4$$
 Função 4

$$m(s,t) = s * sin(t)$$
 Função 5

$$h(s,t) = e^{-0.1s} sin(\frac{2}{3})t$$
 Função 6

$$g(s, t) = 2s + sin(4t)$$
 Função 7

A Figura 3.25 mostra o comportamento da função f(s, t) (Função 4) em domínio do contínuo dos dois parâmetros entre os intervalo [-5, 5] x [-5, 5].



Figura 3.25 Representação gráfica da função $f(x, y) = 4 - x^2 - y^4$.

A transformada de Fourier pode ser estendida para funções de duas variáveis f(x, y) e pode ser expressa como um superposição ponderada de uma função harmônica em duas dimensões, onde a função f(x, y) tem transformada de Fourier F(u, v) também em duas dimensões. Assim a transformada de Fourier de uma função contínua de duas variáveis F(u, v) é definida na Equação (22).

$$F(u, v) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) e^{-j(ux+vy)} dx dy$$
(22)

Define-se a transformada inversa de Fourier em duas dimensões f(x, y) de F(u, v) como na Equação (23).

$$f(x, y) = \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F(u, v) e^{j(ux+vy)} du dv$$
(23)

Repare a grande semelhança entre as expressões da transformada e sua transformada inversa.

3.2.5 TRANSFORMADA DE FOURIER DISCRETA

Funções com uma variável: A transformada discreta de Fourier ou DFT (Discrete Fourier Transform) requer que a função f(t) de entrada seja uma sequência discreta e de duração finita. Essas sequência representa N amostras consecutivas de um sinal contínuo e é definida na Equação (24).

$$F(u) = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} f(t) \ e^{-j2\pi u t/N}$$
(24)

e sua inversa é definida na Equação (25):

$$f(t) = \frac{1}{N} \sum_{u=0}^{N-1} F(u) e^{j2\pi u t/N}$$
(25)

Repare na grande semelhança entre as expressões (25) e (26), da transformada e sua transformada inversa e em especial que ambas têm o mesmo número de amostras ou elementos discretos.

3.2.6 Espectro de Fourier, Espectro de Potência e Ângulo de Fase

Funções com uma variável: Como descrito anteriormente o resultado da transformada de Fourier pertence ao conjunto de números complexos então temos $F_r = Re(F)$ e $F_i = Im(F)$, como as partes real e imaginária respectivamente de F = F(u) na Equação (26).

$$F = F_r + jF_i \tag{26}$$

A amplitude da transformada de Fourier $F = F_r + jF_i$ ou espectro de amplitude do sinal f = f(t) é definida na Equação (27):

$$|F| = \sqrt{F_r^2 + F_i^2} \tag{27}$$

O ângulo de fase da transformada de Fourier $F = F_r + jF_i$ ou espectro de fase do sinal f = f(t) é definido na Equação (28):

$$\theta(f) = \arctan\left(\frac{F_i}{F_r}\right) \tag{28}$$

O espectro de potência da função ou do sinal f = f(t) é definido na Equação (29).

$$P(u) = |F|^{2} = F_{r}^{2} + F_{i}^{2}$$
(29)

Funções com duas variáveis: O resultado da transformada de Fourier como já foi definido anteriormente pode ser expresso pela soma de componentes reais e imaginários, esse conceito não muda quando é estendida para funções de duas variáveis, então em 2D também se tem partes real e imaginária, como definido pela Equação (30):

$$F(u, v) = R(u, v) + jI(u, v)$$
(30)

O espectro de Fourier, o ângulo de fase e o espectro de potência definido para funções unidimensionais ou funções de uma variável, é o mesmo quando as funções são de duas variáveis, ou seja o conceito delas não mudam.

Espectro de Fourier:
$$|F(u, v)| = \sqrt{R^2(u, v) + I^2(u, v)}$$
 (31)

Ângulo de fase:
$$\theta(u, v) = \arctan\left(\frac{I(u, v)}{R(u, v)}\right)$$
 (32)

Espectro de potência:
$$P(u, v) = |F(u, v)|^2 = R^2(u, v) + I^2(u, v)$$
 (33)

Exemplificando, considere a função 2 (h(t) = sin(t)) apresentada anteriormente como uma função discreta com domínio formado pelos 5 pontos do conjunto $t = \{0, \frac{\pi}{2}, \pi, \frac{3\pi}{2}, 2\pi\}$, ou seja um conjunto finito e discreto. Os chamados espectro de Fourier, espectro de potência e ângulo de fase da Transformada de Fourier desta função f(t) são mostrados na Figura 3.26, esses elementos são muito usados para analisar elementos ligados a TF de uma função.



Figura 3.26 Parâmetros obtidos a partir da TF para da Função 2 com domínio discreto, (a) Espectro de Fourier, (b) Espectro de potência, (c) Ângulo de fase.

3.2.7 Propriedades da Transformada de Fourier

São apresentado a seguir algumas propriedades com maior relevância para o desenvolvimento da pesquisa [14][16] a ser feita nesta dissertação.

Linearidade ou superposição: Tanto a transformada de Fourier como a transformada inversa de Fourier, são transformações lineares. Seja h = h(t) uma função qualquer que é definida pela combinação linear de outras funções (f, g). A transformada de Fourier de h = h(t) é definida como a combinação linear da aplicação da transformada de Fourier para cada uma das funções que a compõem. Sendo H = H(h) a transformada de Fourier de h = h(t), $f \in g$ as funções que a compõem, $\alpha \in \beta$ duas constantes reais ou complexas qualquer, tem-se que:

$$H(\alpha f + \beta g) = \alpha H(f) + \beta H(g)$$
(34)

$$H^{-1}(\alpha F + \beta G) = aH^{-1}(F) + \beta H^{-1}(G)$$
(35)

Deslocamento no eixo u: Quando uma função é deslocada no domínio da freqüência, então essa mudança equivale a multiplicar a função f(t) no domínio do tempo ou espaço por uma exponencial complexa, então:

$$F\left\{e^{\alpha t}f(t)\right\} = F(u+j\alpha) \tag{36}$$

Deslocamento no eixo t: Seja $F = F\{f(t)\}$ a transformada de Fourier da funcao f = f(t), então a função $f_{\alpha} = f_{\alpha}(t) = f(t - \alpha)$ representa a translação da função f = f(t) de α unidades para a direita, assim tem-se:

$$F(f_{\alpha}) = F\{f(t-\alpha)\} = e^{-j\alpha u}F(f)$$
(37)

Um deslocamento real no eixo t (domínio do tempo ou espaço) de uma função fmodifica o espectro da fase mas não altera o espectro de amplitude (módulo da transformada de Fourier), pois $|e^{-j\alpha u}| = 1$ sempre que α e u são reais.

3.8 TRANSFORMADA DE HOUGH

A Transformada de Hough (TH) é uma técnica desenvolvida em 1962 por Paul Hough para encontrar valores de parâmetros pertencentes as equações que descrevem um padrão dentro de imagens [17]. Com a TH é possível encontrar todo tipo de padrões geométricos que podem ser expressos matematicamente. No início esses padrões representavam só linhas retas dentro das imagens que poderiam descrever formas estruturais, traços de movimentos ou comportamento, etc [21]. Nos anos seguintes a transformada de Hough foi estendida para o reconhecimento de outros padrões como por exemplo circunferências e elipses [18].

3.3.1 Descrição Geral

Esse desenvolvimento é chamado de transformada porque executa uma mudança de domínios, indo do domínio do espaço até o domínio dos parâmetros. Geralmente a TH é aplicada após a imagem ter um pré-processamento, comumente a detecção de bordas, gerando assim uma imagem binária.

As características que descrevem qualquer padrão dentro das imagens ficam no domínio do espaço, a transformação acontece quando os padrões são representados por parâmetros de equações matemáticas [19]. A escolha da equação depende do tipo de padrão que procura-se detectar na imagem, os padrões podem ser retas, circunferências, elipses ou senóides como é nosso objetivo e veremos na próxima seção.

Uma imagem é geralmente representado em um espaço contínuo ou discreto bidimensional. No domínio dos parâmetros a dimensão deste espaço de análise depende da quantidade de elementos a serem representados pela busca pretendida [22]. Isto é depende da quantidade de parâmetros presentes e desconhecidos nas equações procuradas. Por exemplo para um tipo de padrão pode possuir diferentes equações com diferentes quantidades de parâmetros, é importante determinar qual tipo de equação encaixa melhor para descrever o padrão a ser encontrado [20].

Quando trabalha-se no domínio do espaço sempre temos basicamente duas variáveis x, y (comprimento e altura da imagem). Os valores que essas variáveis podem adotar são números inteiros positivos e o limite delas é definido pelo tamanho da imagem. Ao mudar de domínio as variáveis utilizadas são os parâmetros de uma equação e os valores para essas variáveis são números reais (positivos ou negativos) e muita vezes eles não são valores discretos; Isso quer dizer que pode-se ter infinitos valores para uma variável só.

Agrupar ou discretizar os valores no domínio dos parâmetros é uma passo fundamental na TH. Os padrões procurados podem-se apresentar como linhas contínuas ou descontínuas independente da forma delas (retas, circunferências, elipses, etc). Além dessas linhas as imagens binária podem conter ruído ou elementos que não adicionam informação nenhuma sobre os padrões.

3.3.2 TRANSFORMADA DE HOUGH PARA DETECTAR CURVAS SENOIDAIS

Como foi descrito na Seção 3.8 no começo a TH encontrava os parâmetros de entrada da equação que descreve uma linha reta, ao longo dos anos foi estendido para outras forma geométricas básicas, todas essas variações podem ser encontradas dentro de bibliotecas como funções já implementadas e prontas para o uso, a forma geométrica em questão neste trabalho é uma curva senoidal com período $p = 2\pi$, até o momento do desenvolvimento deste trabalho não foram encontrados implementações da TH para curvas senoidais, aquilo foi o impulso de desenvolver o algoritmo de detecção de curvas senoidais baseados no conceito da TH.

O objetivo da TH é encontrar os valores para cada um dos parâmetros de uma equação matemática que descreve a curva senoidal. Em nossa pesquisa é adotada a Equação (5), composta por 3 parâmetros (A Amplitude, y_0 deslocamento vertical, x_0 deslocamento de fase ou horizontal). Na Figura 3.27 temos a representação no domínio do espaço da Equação (5).



Figura 3.27 Curva senoidal contínua no domínio do espaço.

A curva pode ser discreta e ser composta por uma quantidade de pontos alinhados existentes na imagem de entrada, quer dizer as coordenadas dos pontos na imagem binária que satisfazem a Equação (5). Para fazer a TH é necessário discretizar o domínio dos parâmetros em células acumuladoras. Nesta caso tem-se 3 parâmetros na Equação (5), e assim inicialmente o espaço dos parâmetros então tem dimensão 3. Para que os valores sejam discretos são definidos grupos compostos com os dados entre determinadas distância dos valores adjacentes para cada um dos eixos possíveis de representar os dados, isto é como: ΔA , Δy_0 , Δx_0 . Cada um destes intervalos discretos pode ser pensado com uma área ou célula de acumulação de valores possíveis.

A TH busca definir um mapeamento entre o domínio do espaço e o domínio dos parâmetros. A ideia do mapeamento é examinar cada ponto (x, y) da imagem discreta e calcular os parâmetros (A, y_0, x_0) das possíveis curvas senoidais que passam pelo ponto. Considerando que infinitas curvas podem passar nesse ponto, na Figura 3.28 é mostrado um exemplo do mapeamento da TH para um ponto $p_1 = (20, 182)$ até o domínio dos parâmetros, de forma gráfica a célula acumuladora é representada por um ponto azul.



Figura 3.28 Mapeamento do domínio do espaço até um célula do domínio dos parâmetros.

O mapeamento da TH para detectar curvas senoidais é composto por 3 passos:

1- Definir o intervalo da amplitude: É necessário definir os intervalos da amplitude que é utilizada para calcular a curva senoidal que passa sobre um determinado ponto, esse intervalo é definido uma vez só pelo usuário através da Equação (38).

$$A = [A_{min}: A_{max}] \tag{38}$$

Onde A_{min} e A_{max} indicam a menor e maior amplitude respectivamente de curvas senoidais que podem passar por qualquer ponto da imagem binária. Na Figura 329 temos três exemplos considerando o mesmo intervalo de amplitudes mas diferentes valores de discretização.



Figura 3.29 Curvas senoidais geradas com o intervalo A = [2 : 10], (a) Com discretização de $\Delta A = 2$ temos A' = [2, 4, 6, 8, 10], (b) Com discretização $\Delta A = 4$ temos A'' = [2, 6, 10], (c) Com discretização $\Delta A = 1$ temos A''' = [2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10].

2- Calcular os intervalos de deslocamento vertical: O cálculo é feito para cada uma das amplitudes definidas anteriormente; Esse passo determina quanto vai se deslocar a curva senoidal no eixo vertical com relação ao ponto examinado. Indica que as curvas deslocadas verticalmente tem que passar por cada ponto p_i pertencente a imagem binária, na Equação (39) temos a definição do intervalo.

$$y_0 = [y_{0\ min} : y_{0\ max}] \tag{39}$$

$$y_{0\min} = p_{iy} - A_j \tag{40}$$

$$y_{0 max} = p_{iy} + A_j \tag{41}$$

Onde $y_{0 min}$ e $y_{0 min}$ são os limites mínimo e máximo respectivamente do deslocamento vertical, p_{iy} é a coordenada y do ponto p_i , e A_j é um valor do intervalo de amplitudes.



Figura 3.30 Curvas senoidais geradas com valores de $A'' \in \Delta y_0 = 2$, (a) Usando a primeira amplitude (A = 2), temos $y_0' = [-2, 0, 2]$, (b) Usando o segundo valor (A = 6) temos $y_0'' = [-6, -4 - 2, 0, 2, 4, 6]$, (c) Usando o terceiro valor (A = 10) temos $y_0''' = [-10, -8 - 6 - 4 - 2, 0, 2, 4, 6, 8, 10]$.

Os valores do intervalo de deslocamento vertical dependem das coordenadas y dos pontos e dos valores das amplitudes, portanto para cada valor da amplitude é calculado um intervalo de deslocamento vertical y_0 . No exemplo deste passo é considerado o intervalo de amplitudes e o valor de discretização da Figura 3.29 (b), portanto temos os seguintes valores de amplitude A'' = [2, 6, 10]. Na Figura 3.30 é mostrado a representação gráfica dos intervalos de deslocamento vertical para cada valor de amplitude definido anteriormente.

Cálculo do deslocamento da fase ou deslocamento horizontal: O valor do deslocamento horizontal determina quanto vai se deslocar a curva senoidal no eixo horizontal, se o valor é negativo o deslocamento acontece na direita, se o valor é positivo o deslocamento é para a esquerda. Esse valor é calculado isolando o parâmetro x_0 da Equação (5), como é descrito na Equação (42).

$$x_{0m} = ArcSin\left(\frac{p_{iy} - y_{0n}}{A_j}\right) - p_{ix}$$
(42)

onde x_{0m} é o valor do deslocamento horizontal, p_{iy} é a coordenada y do ponto p_i , y_{0n} é o valor do deslocamento vertical, A_i é a amplitude, p_{ix} é a coordenada x do ponto p_i .

O exemplo neste passo considera os três deslocamentos verticais da Figura 3.30 (y_0', y_0'', y_0'') , lembrando que esses deslocamentos verticais foram gerados com os valores de A'' = [2, 6, 10]. Na Figura 3.31 é mostrado a representação gráfica só dos valores obtidos do deslocamento horizontal.

Como descrito no início desta seção é necessário discretizar o domínio dos parâmetros em células acumuladoras. Essas células são incrementadas cada vez que os valores dos parâmetros calculados pelo mapeamento sejam iguais. Ao terminar o mapeamento para todos os pontos da imagem pode ser encontrados os parâmetros que correspondem ao padrão especificado no domínio do espaço, usando o máximo local do acumulador.



Figura 3.31 Curvas senoidais geradas com A'' = [2, 6, 10] e valores de deslocamento vertical, (a) usando $y_0' = [-2, 0, 2]$, (b) usando $y_0'' = [-6, -4 - 2, 0, 2, 4, 6]$, (c) usando $y_0''' = [-10, -8 - 6 - 4 - 2, 0, 2, 4, 6, 8, 10]$.

Utilizar uma quantidade infinita de valores no domínio dos parâmetros não tem sentido, por estender ao infinito a quantidade de células acumuladoras. Quando são utilizados valores muito próximos um do outro no domínio dos parâmetros a representação no domínio do espaço é a mesma. Partindo dessa ideia percebe-se a importância de ter um valor de discretização suficiente para obter variações que façam sentido no domínio do espaço. O critério da discretização é apresentada com mais detalhe no capítulo de metodologia desta dissertação.

Esse tipo de análise e aproximações feito por um observador humano ou um especialista torna-se inviável quando o número de padrões aumenta em quantidade ou complexidade. Nesse ponto a TH é utilizada principalmente na área de visão computacional para conseguir detecções ou aproximações automáticas de padrões geométricos dentro de imagens digitais e precisa ser feita computacionalmente.

CAPÍTULO 4 – METODOLOGIA

Neste capítulo é descrito a metodologia proposta para a detecção de padrões senoidais nos dados de amplitude e tempo de trânsito coletados pela ferramenta de ultrassom UBI. Eles são pré-processados com o objetivo de ressaltar características consideradas como importantes e tirar ou atenuar qualquer ruído ou interferência que possa dificultar os próximos processos a serem feitos.

Na Figura 4.1 podemos seguir o fluxo do processo geral que é proposto nesta dissertação para atingir o objetivo principal. Os dois tipos de dados utilizados nesta pesquisa são amplitude e tempo de trânsito (como descrito na Seção 3.1), eles são representados como duas matrizes de números reais para serem operadas em cada uma das etapas do fluxo proposto para o desenvolvimento da implementação.



Figura 4.1 Fluxo da metodologia proposta para a detecção de curvas senoidais.

A visualização dos resultados em cada uma das etapas ou para cada um dos métodos é feita através de dois tipos de paleta de cores. A primeira é a paleta em tons de cinza amplamente utilizada na análise e processamento de imagens (Figura 4.2 (a)) e a segunda paleta é *YlOrBr* que é uma gradação do amarelo claro até o marrom através do laranja usado pelos especialistas geólogos (Figura 4.2 (b)), qualquer operação de filtros espaciais ou transformadas que compõem o fluxo proposto na Figura 4.1 é baseado nos valores numéricos, isto é nas matrizes de números reais.



Figura 4.2 Paleta de cores utilizada nos resultados, (a) Tons de cinza, (b) YlOrBr.

4.1 Pré-processamento

O objetivo do pré-processamento é deixar os dados do poço mais adequados para a próxima etapa, isso implica reduzir na medida do possível a informação desnecessária, o que nesta pesquisa é qualquer informação que não auxilie na identificação de um padrão senoidal, nos dados de amplitude por ter maior detalhe na cobertura interna do poço, a informação desnecessária são as estruturas que não possuem o padrão senoidal como na Figura 4.3 (a) marcados dentro do retângulo azul, nos dados de tempo de trânsito a informação desnecessária são as regiões verticais com tonalidades claras e escuras (excentricidade) como é mostrado na Figura 4.3 (b).



Figura 4.3 Exemplo da informação desnecessária nos dados de UBI, (a) Amplitude, (b) Tempo de trânsito.

Também implica em destacar ou aprimorar as estruturas ou formas relacionadas a padrões senoidais. Na etapa de pré-processamento os dados de entrada considerados são os dados de amplitude e os dados de tempo de trânsito. A Figura 4.4 apresenta o fluxo do pré-processamento para cada um deles.



Figura 4.4 Fluxo do pré-processamento para os dados de amplitude e tempo de trânsito.

É empregado a filtragem por banco de filtros de Gabor para o pré-processamento da amplitude, porque esse tipo de dados representa com muito detalhe as irregularidades da parede do poço. Nos dados de tempo de trânsito o método de pré-processamento é a TF porque o principal problema nesses dados é a descentralização da ferramenta. Esses dois tipos de dados e os dois métodos são descritos com maior detalhe em seções do Capítulo 3.

A Figura 4.5 (a) mostra a imagem gerada com os dados de amplitude e a imagem da Figura 4.5 (b) é gerada com os dados de tempo de trânsito. Ambas imagens são empregadas como exemplos ao longo deste capítulo, a finalidade é mostrar o resultado de cada um dos métodos que compõem o fluxo da Figura 4.1. As imagens pertencem ao poço identificado como poço01 na profundidade de 4954 m e tem 1m de altura, correspondem a denominada região R1, as duas imagens foram geradas usando a paleta de cores YlOrBr.

Como descrito no Capítulo 3 os dados de amplitude e os dados de tempo de trânsito têm características diferentes e representam informações diferentes. Portanto a abordagem do pré-processamento para cada, precisa usar métodos diferentes: os dados de amplitude utiliza o filtro de Gabor (FG) e o pré-processamento para os dados de tempo de trânsito utiliza a TF.



Figura 4.5 Imagens gerada com os dados de *poço01* na região *R1*. (a) Dados de amplitude de *R1*, (b) Dados de tempo de trânsito de *R1*.

4.1.1 FILTRO DE GABOR

Com o intuito de ressaltar as estruturas semelhantes à padrões senoidais são utilizados os filtros de Gabor (FG) nos dados de amplitude. A resposta quando os FG são empregado nos dados de amplitude é um aumento nas intensidades onde possivelmente tem uma borda ou uma mudança de texturas maiores.

A influência dos parâmetros do FG são muito importantes por desfocar elementos ou apenas ressaltar detalhes bem específicos. Geralmente esse filtro é utilizado como um grupo de núcleos de convolução gerados com as variações dos parâmetros, esse conjunto também é chamado de banco de filtros como descrito na Seção 3.4. Nesta dissertação foram usados um conjunto com 30 núcleos de convolução para desfocar elementos não desejáveis e destacar as estruturas com padrão senoidal. Na Tabela 4.1 é mostrado 30 núcleos de convolução que foram gerados utilizando a função *getGaborKernel* da biblioteca do OpenCV, e com os seguintes parâmetros:.

cv2.getGaborKernel(ksize, sigma, theta, lambda, gamma, psi)

- Tamanho do núcleo (ksize): 64 pixels.
- Largura de banda σ (sigma): 1.6.
- Orientação θ (theta): $[22.5^\circ : 157.5^\circ]$.
- Comprimento de onda λ (lambda): 5 pixels.
- Razão de aspecto γ (Gamma): [0.4, 0.5, 0.6].
- Ângulo de fase ψ (psi): 90°.

	А	В	С	D	Е	F	G	Н	Ι	J
1	1	1	1	1	١	1	/	/	1	1
2	1	1	1	1	1	1	1	1	•	~
3	/	1	/	-	•	1	"	*	`	*

Tabela 4.1 Banco de Filtros de Gabor.

O parâmetro de entrada *ksize* foi calculado com base na experimentação com diferentes tamanhos (16, 32, 64, 128), como o comprimento da imagem de entrada tem 180 pixels, o tamanho que foi mais adequado foi 64 pixels. O parâmetro de entrada *sigma* foi escolhido para diminuir o desvio padrão da gaussiana. O parâmetro de entrada *theta* foi determinado para que as inclinações dos núcleos fossem semelhantes às inclinações das curvas senoidais. O parâmetro de entrada *lambda* foi escolhido para que o comprimento da onda do núcleo ficasse semelhante a espessura do padrão senoidal nas imagens de entrada. O parâmetro de entrada *gamma* foi determinado para ter uma proporção espacial alongada como se fosse um grão de arroz. O parâmetro de entrada *psi* foi determinado para que a divisão de intensidades entre escuros e claros fosse maior.

Na Tabela 4.1 as colunas A, B, C, D, E, F, G, H, I e J simbolizam a mudança na orientação θ de 22.5° até 157.5° com um total de 10 elementos, que representam as possíveis etapas de uma curva senoidal, da mesma forma as linhas 1, 2 e 3 simboliza a mudança na razão de aspecto γ , e representa a variação de comprimentos nos padrões a serem avaliados.

Os bancos de FG são aplicados nas imagens da mesma forma que qualquer filtro de convolução, com a máscara ou núcleo de convolução representando o filtro. O que quer dizer que tem-se uma matriz 2D de pixels e para cada pixel é atribuído um valor ou peso, o núcleo de convolução desliza sobre cada pixel da imagem e é feito uma operação de convolução.

Os resultado do FG para cada um dos elementos do banco de filtros usado é mostrado na Tabela 4.2, onde pode-se observar como o parâmetro da orientação θ têm impactos diferentes de acordo com o ângulo que for definido. Repare que não teria sentido definir uma orientação com valor 0°, 360° ou perto desses valores porque descreveriam padrões verticais e não padrões senoidais.

	А	В	С	D	Е	F	G	Н	Ι	J
1	Seles Gold Manager Gauge	the Although The second	A SAN A	ti titu. Altaria	a di ta	A V V V	1 1 1 1 1 1	1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1		and a series of the series of
2	Sites Site Marcon Site Sites	ite All Marca Marca	an a	ter terres te Terres terres t	A. H. A. A.	A R & A	4 . A.	1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1	alle alle Control alle Control alle Control	and a state of the
3	Series September 1 Series Series	in an	an ann a' th	at in the	A GA H	A RE U			and the second s	(1996) (1

Tabela 4.2 Resultados individuais do banco de filtros de Gabor na região R1.

A comparação do dado inicial com o resultado final do filtragem de Gabor dentro da etapa de pré-processamento para dados de amplitude é apresentado na Figura 4.6.



Figura 4.6 Imagens de amplitude da região *R1*, (a) Imagem de entrada no processo, (b) Resultado da filtragem usando banco de filtros de Gabor nos dados de amplitude de *R1*.

4.1.2 TRANSFORMADA DE FOURIER-TF

O efeito da excentricidade da ferramenta de aquisição é mostrada nos dados de tempo de trânsito como regiões verticais do poço com valores de intensidades muito altos ou muito baixos criando zonas claras e escuras na visualização do poço [3]. Esse efeito dificulta a análise visual dos dados pelo especialista (geólogo), assim como as próximas etapas de análise computacional. A Figura 4.5 (b) mostra um exemplo de como a excentricidade nos dados impacta na imagem de tempo de trânsito gerada a partir dos dados adquiridos pela ferramenta.

O pré-processamento considerado para os dados de tempo de trânsito antes da etapa final de detecção é a correção da excentricidade ou descentralização da ferramenta de ultrassom UBI, descrita com maior detalhe na Seção 3.1.2. Para corrigir esse tipo de problema nos dados de tempo de trânsito é proposto uma análise no domínio da frequência linha a linha horizontalmente ao longo da altura da região examinada.

O pré-processamento para os dados de tempo de trânsito proposto consiste de: observar o comportamento das intensidades das diferentes regiões e fazer uma análise destes dados os transformando para o domínio da frequência, buscando determinar qual é a frequência que caracteriza a excentricidade em cada uma das regiões; com essa informação os dados podem ser corrigidos mantendo as outras informações que se referem a características geológicas do poço.

O pré-processo inicia com a análise dos dados linha a linha das regiões. Continuando a usar a região RI, o processo de correção é aplicado a uma única linha a cada vez, por exemplo a L100 que representa a linha na posição 100 de RI. Para exemplificar serão feitos a seguir os passos realizados nesta análise. Os dados adquiridos pela ferramenta UBI para essa linha do poco 01 representados como ângulos em radiano correspondentes no domínio espacial aos pontos ao longo do perímetro do poço estão mostrados na Figura 36 (a). Onde na vertical se tem o valor da onda de ultrassom retornada e na horizontal a posição correspondente no perímetro ($R \ge \hat{Angulo}$), onde R é o raio do poço e \hat{Angulo} indica o ângulo em radiano da posição correspondente. Ou seja a representação da análise de L100 é feita com base no ângulo de cobertura da ferramenta durante sua rotação completa em torno de uma profundidade L do poço.

No gráfico da Figura 4.7 (a) é mostrado o valor da linha *L100* verticalmente para cada posição angular indicada na horizontal. Esse gráfico tem uma forma predominantemente senoidal dos valores em função dos ângulos.

Essa variação de intensidades é refletida na maior proximidade com um lado específico do poço, o que ocorre se a ferramenta estiver adquirindo os dados de forma excêntrica. Na Figura 4.7 (b) é mostrado o comportamento dos dados em coordenadas polares. Nesta representação os ângulos são medidos no centro do círculo e as intensidades representadas pelos raios de cada ponto, ou melhor pelas distâncias do centro do círculo ao ponto. Nesta representação se torna mais evidente a descentralização da ferramenta. Esse tipo de efeito é o que se procura diminuir com esse pré-processamento.


Figura 4.7 Análise das intensidades da linha *L100*, (a) Representação em coordenadas cartesianas com os ângulos representados no eixo horizontal e as intensidades medidas pela ferramenta no eixo vertical , (b) Representação das intensidade em coordenadas polares, onde os ângulos são medidos no centro do círculo e as intensidades correspondem a uma proporção do raio, ou melhor pelas distâncias do centro do círculo a linha azul representada proporcionalmente ao raio.

Reparando que os valores da linha *L100* mostrados na Figura 4.7 (a) variam entre 87.5 e 105, para esse caso, tem-se que a excentricidade pode ser melhorada compensando os valores dos diversos raios. Ou melhor essa excentricidade seria atenuada se ficassem próximas ao ponto médio , i.e. a 96.25.

Usando os conceitos relacionados a TF podemos considerar os dados unidimensionais de L100 como sinais no domínio do espaço. Assim esses podem ser representados no domínio da frequência após transformados pela TF para esse domínio. A Figura 4.8 mostra no eixo horizontal as frequências (Hz) e no eixo vertical o espectro de Fourier definido na Equação (27) da Seção 3.2.6.



Figura 4.8 Representação dos dados L100 no domínio da frequência.

O gráfico no domínio da frequência de L100 mostrado na Figura 4.8 tem um primeiro pico maior e depois deste os valores da amplitude ficam próximo a zero. Na Tabela mostrada nesta Figura 4.8 é visualizado com mais detalhe as amplitudes das 10 primeiras frequências, por comodidade nesta Tabela todas as demais frequências não foram mostradas.

Analisando a Figura 4.7 (a) vemos que a forma senoidal é bem predominante e varia lentamente ao longo de todo o sinal. Ou seja é caracterizada como uma onda de grande amplitude com uma frequência muito baixa, ou seja varia lentamente ao longo de todo o giro da ferramenta, sendo possível afirmar que a excentricidade se relaciona a menor frequência da onda. Na Tabela da Figura 4.8 a menor frequência é de 0.16 Hz e o seu valor correspondente no eixo vertical é 8.22, o que corrobora a observação anterior.

Depois de identificar qual é a frequência relacionada a excentricidade da ferramenta no tempo de trânsito, o próximo passo é anular esse valor de frequência, ou filtrá-la por um filtro elimina banda, multiplicando por zero esses elementos no domínio da frequência, de tal modo que a menor frequência passe a ter intensidade zero. A Figura 4.9 mostra graficamente essa mudança de valores na forma do gráfico do espectro de Fourier e na Tabela das frequências desta linha do poço.



Figura 4.9 Dados corrigidos no domínio da frequência.

Utilizando a TIF é possível retornar ao domínio do espaço, onde o resultado da operação de eliminação desta frequência pode ser vista agora como pontos da superfície do poço (ou ângulos). Essa filtragem (ou eliminação) da menor frequência faz com que os valores dos tempos de trânsito passem a não ter mais forma de onda e fazendo uma compensação da excentricidade.

Na Figura 4.10 é mostrado o impacto da operação descrita anteriormente no domínio do espaço. A Figura 4.10 (a) mostra os tempo de trânsito sem a forma da curva senoidal inicial. A Figura 4.10 (b) representa esses mesmos dados em coordenadas polares, onde é possível ver que isto equivale a uma correção da descentralização (que antes era claramente vista na Figura 4.7 (b)) ou em outras palavras a posição do centro da ferramenta de aquisição foi retificada.



Figura 4.10 Dados corrigidos de *L100*, (a) Dados sem a forma de onda, (b) Representação da correção em coordenadas polares.

O uso da TF para levar os dados que se encontram no domínio do espaço da *L100* para o domínio da frequência é fundamental para identificar qual é o valor da frequência que se relaciona ao problema da excentricidade e permitir que a correção seja feita, eliminando esta frequência específica e usando a TIF para voltar ao domínio do espaço e reduzir o problema da excentricidade nos dados de tempo de trânsito, mantendo inalteradas as outras informações que representam importantes características geológicas. Na Figura 4.11 temos a comparação dos valores de tempo de trânsito da linha em análise antes da etapa de pré-processamento (Figura 4.11 (a)) e depois (Figura 4.11 (b)).



Figura 4.11: Valores de tempo de trânsito da linha *L100* antes da etapa de pré-processamento (a) e depois (b).

O processo descrito anteriormente para a remoção da excentricidade nos dados de tempo de trânsito para a linha *L100* pode ser aplicado para todas a linhas que compõem a região *R1*. A Tabela 4.3 apresenta a região *R1* antes desta etapa e após mostrando como é feita uma completa correção da excentricidade do UBI em toda a região. Na coluna A temos a imagem dos dados sem pré-processamento. Na coluna B temos a imagem dos dados depois do pré-processamento com os tempo de trânsito resultantes associados a uma tabela ou mapa de cores *YlOrBr*. Na coluna C temos também a imagens dos dados depois do pré-processamento mos tempo de trânsito mostrados em tons de cinza.



Tabela 4.3 Comparação das imagens geradas com dados da região *R1* e o resultado da etapa de pré-processamento. Na coluna A temos a imagem dos dados sem pré-processamento, na coluna B temos a imagem dos dados depois do pré-processamento representado em mapa de cores,e, na coluna C os dados depois do pré-processamento em tons de cinza.

4.2 Etapa de Detecção de Curvas Senoidais

A segunda etapa de detecção de padrões senoidais utiliza os resultados da etapa anterior (pré-processamento) feitos separadamente para cada um dos dois tipos de dados. Pois, como já mencionado no capítulo 3, os dados de amplitude e tempo de trânsito têm características físicas diferentes, causando a necessidade de pré-processamento com características diferente.

Na Figura 4.12 é apresentado o fluxo dos processamentos da etapa de detecção das senóides que agora, nesta etapa é igual para os dois tipos de dados, A detecção das senóides é composta pelo uso de um filtro bilateral, seguido de um filtro de Canny e da utilização de um algoritmo de TH totalmente desenvolvido nesta dissertação para detecção de padrões senoidais.



Figura 4.12 Fluxo da etapa de detecção para os dados de amplitude e tempo de trânsito.

4.2.1 FILTRAGEM BILATERAL

O primeiro passo da etapa de detecção é a aplicação de um filtro Bilateral como comentado no Capítulo 3 que possibilita a redução de ruídos ou de suavização (*blur*) nos dados e não elimina as bordas, para não haver perda de informação ligada as senóides. O objetivo da filtragem nesta etapa é aumentar ou manter as intensidades das regiões com grandes diferenças (alta frequências ou bordas) em relação ao resto ou mesmo tempo que se atenue o ruído no resto da imagem. Para essa finalidade foi utilizado o filtro bilateral disponível na biblioteca *opencv*. Uma das características deste filtro é conservar os valores das intensidades em fronteiras de objetos ou estruturas (regiões de alta frequência) e suavizar as regiões de baixa frequência, o que é de grande ajuda no processo. Assim a função *bilateralFilter* da biblioteca *opencv* chamada pelo comando: *cv2.bilateralFilter(InputArray, d, sigmaColor, sigmaSpace)*, foi empregada com os parâmetros mostrados na Tabela 4.4, os parâmetros de entrada são diferentes para os dados de amplitude e tempo de trânsito porque cada uma deles tem uma faixa de intensidades diferentes, sendo uma matriz de números pode ser visto como uma imagem de um canal só (tons de cinza).

	Amplitude	Tempo de Trânsito
Diâmetro da vizinhança (d)	7 pixels	5 pixels
Espaço de cor (sigmaColor)	a média da região	250
Espaço de coordenadas (sigmaSpace)	a média da região	10

Tabela 4.4 Valores dos parâmetros do filtro bilateral biblioteca Opencv usados para os dadosde amplitude e tempo de trânsito.

Na Tabela 4.5 temos as imagens originais de entrada do filtro bilateral e os resultados, para cada um dos 2 tipos de dados. As colunas A e C são as imagens dos dados de entrada, as colunas B e D são os resultados depois de aplicar o filtro bilateral com os parâmetros mostrados anteriormente. Para todas as regiões analisadas no capítulo 5 os valores do espaço de cor e espaço de coordenadas sempre são a média de cada região, como indicado na Tabela 4.4.

	Amp	litude	Tempo de Trânsito			
Região	А	В	С	D		
Regiao	A 50 - 100 - 150 -	D 50 - 100 - 150 -	50 - 100 - 150 -	100 - 150 -		
<i>R1</i>	200 -	200 -	200 -	200 -		
	250 -	250 -	250 -	250 -		
	300 -	300 -	300 -	300 -		
	350 - 0 25 50 75 100 125 150 175	350 - 0 25 50 75 100 125 150 175	350 - 0 źś ś0 75 100 125 150 175	350 - 0 25 50 75 100 125 150 175		

Tabela 4.5 Comparação da entrada do filtro bilateral e o resultado para os dados de amplitude e tempo de trânsito.

4.2.2 FILTRO DE DETECÇÃO DE BORDAS DE CANNY

O passo seguinte, ou o passo 2 da etapa de detecção consiste em segmentar as estruturas ou bordas que foram aprimoradas no passo anterior, separando-as do resto da imagem. Para tanto é utilizado o filtro de Canny para detectar as bordas dos objetos dentro da imagem. Esse filtro tem como saída de seu processo de filtragem uma imagem binária onde o fundo é representado pelo valor zero e os objetos detectados com valor um. Essa saída pode ser vista também como uma matriz de valores binários, que será a entrada para o último processo da etapa de detecção que é o algoritmo desenvolvido da TH para detecção de curvas senoidais.

A implementação do filtro de Canny usado é a já disponível na função *Canny* da biblioteca *Opencv*, que é executada com os seguintes parâmetros:

	Amplitude	Tempo de Trânsito
Threshold 1	otsu/2	20
Threshold 2	otsu	40
ApertureSize	default	15

Tabela 4.6 Valores dos parâmetros usados para os dados de amplitude e tempo de trânsito nofiltro de detecção de bordas Canny disponível na biblioteca Opency.

A Tabela 4.7 apresenta o resultado do filtro de detecção de bordas Canny para a região do poço 01 usadas como exemplo neste trabalho. As colunas A e C representam a entrada do filtro e as colunas B e D são o resultado de saída da função depois de aplicar o filtro.



Tabela 4.7 Comparação de antes de depois da detecção de bordas Canny da bibliotecaOpencvpara os dados de amplitude e tempo de trânsito.

4.2.3 Algoritmo de Transformada de Hough Desenvolvido

Com as duas técnicas aplicados aos dados de amplitude e tempo de trânsito obtêm-se imagens binárias que podem ser vistas também como dados binários. As estruturas detectadas resultantes da aplicação destes métodos são representados com valor 1 e o restante da imagem é representado com valor 0, como nas imagens apresentadas na Tabela 4.7 nas colunas B e D. Como é descrito na seção 3.2.2 todo o processamento do algoritmo de TH desenvolvido para a detecção de senóides, assim como as definições dos valores de deslocamentos horizontal e vertical e definições dos valores de Amplitude são baseados em coordenadas matriciais ou em coordenadas da imagem binária, (o que não faz diferença para o cálculo e discretização).

Antes de iniciar o algoritmo de TH devem ser extraídas as coordenadas dos elementos com valor 1 da matriz binária. A lista criada com as coordenadas desses elementos será a entrada para o algoritmo de TH. Pela ideia básica da TH [17] os dados de entrada são um conjunto de coordenadas (x, y) no espaço 2D das imagens, que são transformados em parâmetros discretos de uma equação, a escolha destes parâmetros é feita de acordo com o tipo da equação a satisfazer. Nesta pesquisa é considerado a Equação (5) descrita como:

$$y = y_0 + A \sin(x + x_0)$$

onde x e y são as coordenadas do ponto pelo qual a senóide tem que passar, os parâmetros utilizados são amplitude (A), deslocamento horizontal (x_0) e deslocamento vertical (y_0) .

Durante o processamento do algoritmo é construída uma estrutura dados de 3 dimensões. Cada dimensão representa um parâmetro da equação: (A), (x_0) , (y_0) junto com um valor de discretização Δ (para ΔA , Δy_0 , Δx_0) maior ou igual a 1.

A estrutura dados cúbica usada, i.e. de 3 dimensões, tem como funcionalidade salvar o valor acumulado das votações de curvas senoidais que coincidam com os mesmos valores de parâmetros. A Figura 4.13 mostra a representação da estrutura formada para as votações.



Figura 4.13 Estrutura de dados onde são salvos os valores acumulados de cada elemento.

A seguir é mostrado um exemplo da TH para a detecção de senoides, onde consideramos que a imagem binária de entrada com 180×325 elementos é composta pelos pontos $p_1 = (20, 133)$ e $p_2 = (100, 181)$, como é apresentado na Figura 4.14. Para iniciar a TH temos que discretizar o domínio dos parâmetros; para esse exemplo ele é definido com os seguintes valores, $\Delta A = 25 \ pixels$, $\Delta y_0 = 25 \ pixels$, $\Delta x_0 = 10 \ pixels$. O processo de mapeamento inicia com a definição do intervalo da amplitude como A = [50, 100] e junto

com a discretização ΔA gera as amplitudes que serão consideradas para o cálculo do deslocamento vertical e horizontal. As amplitudes são mostradas na Tabela 4.8.



Figura 4.14 Exemplo de imagem binária com dois pontos.

Amplitude (pixels)
50
75
100

Tabela 4.8 Amplitudes definidas pelo usuário.

Usando a Equação (39) é calculado os valores do deslocamento vertical para cada ponto $[p_1, p_2]$ considerando os valores das amplitudes definidas previamente, mostradas na Tabela 4.8. Os valores originais calculados e os correspondentes discretizados dos deslocamentos verticais são mostrados na coluna y_0 da Tabela 4.9. O valor discreto é o que se encaixa no domínio dos parâmetros definido por Δy_0 .

<i>p</i> _i	A	Valor	y_0 (pixels)
	50	Original	[83, 108, 133, 158, 183]
	30	Discreto	[75, 100, 125, 150, 175]
n(20, 122)	75	Original	[58, 83, 108, 133, 158, 183, 208]
$p_1(20, 155)$	75	Discreto	[50, 75, 100, 125, 150, 175, 200]
	100	Original	[33, 58, 83, 108, 133, 158, 183, 208, 233]
		Discreto	[25, 50, 75, 100, 125, 150, 175, 200, 225]
	50	Original	[131, 156, 181, 206, 231]
	30	Discreto	[125, 150, 175, 200, 225]
n(100, 191)		Original	[106, 131, 156, 181, 206, 231, 256]
$p_2(100, 101)$	75	Discreto	[100, 125, 150, 175, 200, 225, 250]
	100	Original	[81, 106, 131, 156, 181, 206, 231, 256, 281]
	100	Discreto	[75, 100, 125, 150, 175, 200, 225, 250, 275]

Tabela 4.9 Cálculo dos valores para o deslocamento vertical.

O último passo do mapeamento é o cálculo do deslocamento da fase ou deslocamento horizontal: usando a Equação (42) são calculados os valores para esse parâmetro. Na Tabela 4.10 são mostrados os valores depois de terminar os passos do mapeamento, os valores originais calculados e os correspondentes discretizados.

<i>p</i> _i	Α	<i>y</i> ₀	Valor	x_0 (Direcção)
<i>p</i> ₁ (20, 133)	50	[93 109 122 150 102]	Original	[25, -5 , -20, -35, -65]
	30	[83 , 108 , 133, 138, 183]	Discreto	[160, 10, 20, 40, 70]
	75	[58, 83, 108, 133, 158, 183, 208]	Original	[25, 1, -10, -20, -30, -41, -65]
			Discreto	[160, 180, 10, 20, 30, 40, 70]
	100	[33, 58, 83, 108, 133, 158, 183, 208, 233]	Original	[25, 4, -5, -13, -20, -27, -35, -44, -65]

		Discreto	[160, 180, 10, 10, 20, 30, 40, 40, 70]
<i>p</i> ₂ (100, 181)	 		

Tabela 4.10 Cálculo dos valores para o deslocamento da fase ou deslocamento horizontal.

Com o desenvolvimento do processo mostrado anteriormente para o cálculo dos parâmetros (A, y_0, x_0) da Equação (5) conclui-se que os parâmetros não são independentes. O deslocamento vertical depende da amplitude : $y_0 = (A)$. O deslocamento horizontal depende da amplitude e também do deslocamento vertical $x_0 = (A, y_0)$. Para se ter um melhor entendimento dos cálculos feitos na Tabela 4.10, observe as duas curvas senoidais (s1, s1) apresentadas na Figura 4.15. Ambas passam pelo ponto em vermelho e correspondem a senóides obtidas utilizando os valores destacados na tabela, e já calculados. A curva s1, de cor azul, foi gerada com os seguintes dados, ponto $p_1(20, 133)$, amplitude A = 50, deslocamento vertical $y_0 = 83$, deslocamento horizontal $x_0 = 25$. A curva s2, de cor laranja, foi gerada com o ponto $p_1(20, 133)$, amplitude A = 50, deslocamento horizontal $x_0 = -5$.



Figura 4.15 Curvas senoidais s1 (curva azul) e s2 (curva laranja) geradas com os dados da Tabela 4.10.

As senóides que passam por um ponto p qualquer, podem ter três tipo de comportamento ao passar por p.

O primeiro comportamento é serem pontos de máximos ou mínimos locais das senóides. Ou seja as curvas senoidais podem ficar deslocadas verticalmente ao máximo ou mínimo no ponto p que estará está no pico ou no ponto mínimo da curva, como exemplo temos a senoide s1 da Figura 4.15. O segundo comportamento é quando a curva senoidal é deslocada horizontalmente de tal forma que o ponto p fica antes do pico, quando a inclinação da senóide é positiva ou ascendente. Um exemplo é a senóide s2 da Figura 4.15. O terceiro comportamento é similar ao segundo mas a diferença é que o ponto p fica depois do pico na inclinação descendente. A Figura 4.16 mostra duas curvas que passam por um ponto e tem o segundo e terceiro comportamento.



Figura 4.16 Curva senoidal s2 (laranja) e a curva s3 negativa de s2 (verde).

Quando uma curva senoidal tem o segundo comportamento (curva ascendente), deve haver uma outra curva com a mesma amplitude e mesmo deslocamento vertical, mas deslocada horizontalmente que pode se encaixar nela. O mesmo ocorre no terceiro comportamento (curva descendente), só que neste caso o deslocamento que deve acontecer terá sentido contrário. Esse hipótese de existir uma senóide de mesma amplitude que deve se deslocar no sentido oposto para se encontrar uma curva com inclinação negativa será denominado neste desenvolvimento de oposto e a curvas dele decorrente chamada de opostas.

Um exemplo de curva oposta é mostrado na Figura 4.16 onde a senoide s2 (curva senoidal laranja) tem tem o segundo comportamento (curva ascendente) e a outra senoide s3 de cor verde tem o terceiro comportamento (curva descendente).

O objetivo de incluir a ideia de curvas opostas é obter o maior número de curvas senoidais possíveis que passam pelo ponto p. A Tabela 4.11 mostra os parâmetros calculados para as curvas opostas.

<i>P</i> _i	A	<i>y</i> ₀	Valor	x_0 (Direcção)
	50	[83, 108 , 133, 158, 183]	Original	[25, 55 , 70, -95, -65]
	50		Discreto	[160, 130, 110, 100, 70]
<i>p</i> ₁ (20, 133)	75	[58, 83, 108, 133, 158, 183, 208]	Original	[25, 49, 60, 70, -100, -89, -65]
			Discreto	[160, 130, 120, 110, 100, 90, 70]
	100	[33, 58, 83, 108, 133, 158, 183, 208, 233]	Original	[25, 45, 55, 62, 70, -102, -95, -85, -65]
	100		Discreto	[160, 140, 130, 120, 110, 100, 100, 90, 70]
$p_2(100, 181)$				

Tabela 4.11 Parâmetros calculados para a curva senoidal negativa ou contrária.

Com todas as considerações mencionadas anteriormente, na Figura 4.17 é mostrado as duas primeiras curvas senoidais geradas e a curva oposta, de cor verde, que podem passar no ponto $p_1(20, 133)$ com amplitude A = 50, deslocamento vertical $y_0 = [83, 108]$, e deslocamento horizontal $x_0 = [25, -5, 55]$.



Figura 4.17 Processo de mapeamento pela TH, (a) Domínio do espaço, (b) Domínio dos parâmetros da Equação (5).

Todo o processo descrito anteriormente é repetido para cada um dos pontos da lista de entrada do algoritmo de TH desenvolvido. Durante a geração das curvas senoidais muitas delas vão coincidir, isso quer dizer que terão os mesmos valores para os 3 parâmetros (A, y_0, x_0) . Neste aspecto a estrutura de 3 dimensões tem um papel fundamental, pois cada célula (*bin*) opera como um contador, cada vez que uma nova curva senoidal coincide com outra o valor salvo na célula correspondente será acrescido em 1.

Depois de terminar a análise para todos os pontos da lista de entrada do algoritmo de TH desenvolvido obtém-se uma estrutura de 3 dimensões contendo as votações de todas as curvas senoidais que coincidiram. O próximo o passo é procurar as maiores votações dentro da estrutura e retornar os índices de cada célula de votação. Com esses índices , na estrutura de dados se consegue facilmente obter os parâmetros que descrevem as curvas senoidais identificadas. O último passo é gerar ou desenhar as curvas senoidais com os valores dos parâmetros recuperados. Na próxima seção são mostrados os resultados do algoritmo de TH desenvolvido e implementado com dados sintéticos e com dados reais de amplitude e tempo de trânsito adquiridos pela ferramenta de ultrassom UBI.

As imagens ou dados de entrada podem conter imperfeições provenientes dos dados originais ou de algum método utilizado para isolar ou realçar os pontos que descrevem o padrão que se deseja reconhecer. Vão existir muitos pontos que coincidem com o padrão e outros que ficam mais dispersos mantendo ou não uma relação ao padrão. O objetivo da TH é resolver esse tipo de problemas, agrupando os pontos através das votações com mais parâmetros coincidentes.

CAPÍTULO 5 – RESULTADOS

Neste capítulo serão mostrados os resultados do processo proposta para detectar curvas senoidais usando os dados de amplitude e tempo de trânsito coletados pela ferramenta Ultrasonic Borehole Imager - UBI usada em poços de perfuração geológica.

Nesta dissertação utiliza-se os dados de um poço geológico que será identificado como *poço01*. Os resultados discutidos foram obtidos a partir de uma implementação desenvolvida em Python 3.7.3 usando a biblioteca Opencv na versão 4.0.0.

O computador utilizado para realizar os experimentos de detecção de curvas senoidais possui um processador Intel Core i7-7500U de 64 bits com 2.9 GHz, 12 Gb de memória RAM, 1TB de armazenamento em disco e sistema operacional Windows 7 Home Premium.

Embora o Python e OpenCV tenham diversas funções prontas para a análise de imagens algumas das quais foram usadas, como os filtros espaciais e a Transformadas de Fourier - TF discreta, as funções relacionadas com a Transformada de Hough - TH foram desenvolvidas a partir da explicação teórica nos capítulos anteriores. Essa parte da implementação desenvolvida é original visto que o algoritmo de TH existente nas bibliotecas desta linguagem (bem como em praticamente todas as linguagem conhecidas) não considera a busca por senoide, apenas retas e círculos. Ou em outras palavras bibliotecas geralmente levam o espaço da imagem 2D para um espaço de parâmetros 2D também na maioria dos casos. Assim foi preciso fazer adaptação completamente nova nas funções existentes na linguagem para encontrar parâmetros relacionados aos padrões de curvas senoidais com período fixo.

Nas seções que seguem, primeiro serão mostrados os resultados do algoritmo de TH desenvolvido considerando dados sintéticos como entrada. Esses dados sintéticos são uma simulação de regiões do poço e foram gerados com o objetivo de analisar o desempenho quando a região que está sendo analisada tem muito ruído presente de uma forma controlada. Depois desses primeiros resultados apresenta-se comparações entre os resultados obtidos pela nossa proposta e marcações de curvas senoidais feitas por um geólogo especializado na identificação de elementos importantes com adquiridos de UBI em um poço real.

5.1 Resultados obtidos com dados sintéticos

Como descrito na Seção 4.2.2 a entrada do algoritmo é um conjunto de pontos no espaço 2D (coordenadas x,y). Para analisar o algoritmo de TH desenvolvido para a detecção de curvas senoidais, foram gerados dois conjuntos de dados sintéticos que simulam ser imagens binárias (*altura* = 325 *pixels*, *largura* = 180 *pixels*) de regiões do poço. Esses conjuntos contém um padrão de curva senoidal visível, com período constante p = 180 pixels no qual é incluído dois níveis de ruídos aleatórios gerando dois conjuntos de testes. O primeiro conjunto denominado *c100* contém um total de 100 pixels com valores 1 formados pelos pixels que compõem a curva e pelos pixels do ruído adicionado. O segundo conjunto denominado *c200* tem 200 pixels no total, formados também pelos pixels da curva e do ruído. Ambos os conjuntos são mostrados na Figura 5.1 e podem ser considerados também como 1s das matrizes binárias. Na representação gráfica dos dados sintéticos nas imagem desta seção, os pixels por serem pequenos com relação à resolução da tela são mostrados como pontos de maior tamanho com a finalidade de torná-los visíveis.



Figura 5.1 Dados sintéticos usados (a) Conjunto de 100 pixels ligados (*c100*), (b) Conjunto de 200 pixels ligados (*c200*), em verde é feita uma marcação manual correspondente a curva senoidal aproximada existente.

Na geração dos dados sintéticos foi considerado o eixo horizontal com a quantidade de elementos obtidos em uma rotação completa do equipamento no processo de coleta de informação, isto é se tem 180 elementos. O eixo vertical representa a altura de uma região adquirida e tem 325 elementos para 1 metro de altura. A discretização usada para a procura dos parâmetros pelo algoritmo TH para esse exemplo utilizando dados de entrada sintética foi para a amplitude *Amin* = 30 *pixels*, *Amax* = 60 *pixels* e $\Delta A = 2$ *pixels*. para o deslocamento vertical $\Delta y_0 = 2$ *pixels* e para o deslocamento horizontal $\Delta x_0 = 2$ *pixels*.

Assim a Figura 5.1 apresenta no domínio do espaço os conjuntos *c100 e c200*, e as marcações de curvas senoidais feitas manualmente de cor verde para cada um dos conjuntos, essa marcações simula as marcações que o especialista geólogo teria feito. Os parâmetros das marcações manuais nas Figuras 5.1 (a) e (b) têm para os valores da amplitude A = 54 pixels, deslocamento vertical $y_0 = 50$ pixels e deslocamento horizontal $x_0 = 0$ pixels. A curva senoidal marcada pode ser descrita pela equação seguinte:

$$y = 50 + 54 \sin(x + 0), \forall x \in [0, 180]$$

Em ambos os conjuntos c100 e c200 foram considerados 27 pixels com as mesmas coordenadas com o objetivo de criar o mesmo padrão de curva senoidal dentro dos conjuntos.

Na Figura 5.2 os 27 pixels correspondentes as senóides são apresentados por pontos de cor vermelha para os conjuntos *c100* e *c200*, e os pixels restante estão como pontos de cor preto e representam o ruído presente nos dados de entrada. Assim na Figura 5.2 (a) há 27 pixels considerados na marcação manual e 73 pixels gerados aleatoriamente considerados como ruído, dando um total de 100 pixels. Na Figura 5.2 (b) além dos 27 pixels considerados na marcação manual há outros 173 pixels também gerados aleatoriamente considerados como ruído. Uma questão interessante a destacar é que por cada região processada, a implementação do processo devolve pelo menos uma senoide, isso quer dizer se um padrão senoidal fica cropado por causa da divisão das regiões o processo deve ser capaz de identificá-lo, e no caso de não ter nenhum padrão senoidal em uma região pode ser considerado alguma exceção com base na votação da TH.

Os ruídos neste exemplo foram incluídos com o intuito de mostrar que esses não tem influência ou apresentam uma influência é mínima nos resultado do algoritmo. Também os pixels pertencentes a curva que foram também espalhados aleatoriamente ao longo dela e não

exatamente sobre a mesma ou conectados visam mostrar a versatilidade do TH desenvolvido, onde o conjunto de pixels considerado pertencentes ao padrão que é procurado nos dados, (neste caso na curva senoidal) não precisam estar conectados uns aos outros de forma contínua. Essas características não sensibilidade à descontinuidades e ao ruído são vantagens da TH.



Figura 5.2 Conjunto de dados sintéticos com 27 pontos vermelhos considerados pertencentes a curva senoidal, adicionados a (a) 73 pontos pretos representando o ruído e (b) 173 pontos pretos |representando o ruído.

As Figuras 5.3 comparam a marcação senoidal de cor verde feita manualmente com a senoide encontrada pelo algoritmo. Para o conjunto *c100* a Figura 5.3 (a) mostra a marcação senoidal de cor verde feita manualmente e a figura 5.2 (b) mostra a marcação senoidal de cor azul gerada pelo algoritmo de TH implementado. Para o conjunto *c200* é apresentada na Figura 5.3 (c) a marcação senoidal de cor verde feita manualmente, e na Figura 5.3 (d) é mostrada a marcação senoidal de cor azul gerada pelo algoritmo de TH implementado. Podemos observar que o algoritmo de TH implementado consegue identificar onde há um padrão aproximado de curva senoidal, não necessariamente contínua ou completa. Lembrando

que na entrada do algoritmo de TH implementado são usados todos os dados, ou seja os 100 e 200 pontos dos conjuntos *c100* e *c200*.



Figura 5.3 Comparando as marcações senoidais em dados sintéticos com as encontradas pelo algoritmo desenvolvido: (a) Marcação manual no conjunto *c100*, (b) Marcação obtida pelo algoritmo de TH no conjunto *c100*, (c) Marcação manual no conjunto *c200*, (d) Marcação obtida pelo algoritmo de TH no conjunto *c200*.

Na Tabela 5.1 é apresentado a comparação dos valores dos parâmetros que descrevem a curva senoidal obtida manualmente e a curva senoidal encontrada pelo algoritmo de TH.

	Conjunto <i>c100</i>		Conjunto <i>c200</i> s			
	A	\mathcal{Y}_0	x_0 (Direção)	A	\mathcal{Y}_0	x_0 (Direção)
Manual (pixels)	54	50	0	54	50	0
TH (pixels)	57	50	+3	58	50	-2
Diferença <i>(pixels)</i>	3	3 0 +3		4	0	-2

Tabela 5.1 Valores dos parâmetros na marcação manual e na marcação gerada pelo algoritmode TH adaptado para os conjuntos c100 e c200.

Usando o conjunto *c100* os parâmetros encontrados pelo algoritmo de TH adaptado são os seguintes: amplitude A = 57 pixels, para o deslocamento vertical $y_0 = 50$ pixels e para o deslocamento horizontal $x_0 = +3$ pixels (o sinal +/- indica a direção do deslocamento).

No parâmetro de amplitude a diferença é de 3 pixels entre a marcação manual e o algoritmo de TH desenvolvido, essa diferença representa o 0.92% da altura, ou seja há uma diferença mínima nos valores da amplitude entre a marcação manual e o algoritmo de TH desenvolvido.

No parâmetro de deslocamento vertical a diferença é 0 o que indica que para esse parâmetro o algoritmo de TH desenvolvida coincidiu completamente com a marcação manual.

No parâmetro de deslocamento horizontal a diferença é +3, o sinal + indica o deslocamento da curva senoidal na imagem para a esquerda de 3 pixels e representa o 1.66% da largura

Os valores dos parâmetros encontrados no conjunto *c200* pelo algoritmo de TH desenvolvido são: amplitude $A = 58 \ pixels$, deslocamento vertical $y_0 = 50 \ pixels$, deslocamento horizontal $x_0 = -2 \ pixels$ (o sinal +/- indica a direção do deslocamento). Como aconteceu no conjunto anterior (*c100*) a diferença para o parâmetro da amplitude é de 4 pixels (1.2%), a diferença do deslocamento vertical é 0 o que indica que para esse parâmetro o algoritmo de TH desenvolvido coincidiu completamente com o valor da marcação manual, a diferença do deslocamento horizontal é -2, o sinal - indica o deslocamento da curva senoidal na imagem para a direita em 2 pixels e representa o 1.11% da largura.

Os valores dos parâmetros da curva que foi marcada manualmente foram comparados com os extraídos da estrutura acumuladora do algoritmo de TH apresentado na Tabela 5.1, o resultado da comparação mostra pouca diferença entre os parâmetros da marcação manual e o algoritmo de TH desenvolvido. Graficamente esses resultados são mostrado na Figura 5.3.

5.2 Resultados em dados reais originários da ferramenta de ultrassom UBI

Como descrito no início do capítulo o processo proposto objetiva identificar senóides em dados de amplitude e tempo de trânsito adquiridos pela ferramenta baseados em ultrassom UBI. Assim em um segundo grupo de testes serão usados dados reais do poço *poço01*.

O poço tem como referencial medidas verticais em metros (*m*). Os dados iniciais têm uma profundidade de 4940.25 *m* e uma profundidade final de 5497.71 *m*, isso quer dizer que os dados analisados neste exemplo têm uma altura de 557.46 *m*. A medição da varredura do poço horizontalmente é feita em unidade de ângulos descritas em graus (°) e tem limites de 0° até 360° . Analisando os dados do poço do ponto de vista matricial temos que a sua altura (profundidade) total é composta por 219477 linhas de dados e a largura da varredura é de 180 colunas. De modo que convertido em imagem tem uma largura de 180 *pixels* e uma altura de 219477 *pixels*.

Com o objetivo de facilitar a visualização dos experimentos feitos todas as figuras a serem apresentadas tem tamanho vertical de 1 m, o que equivale a estarem representadas por 394 linhas. Todas têm 360° e estão representados horizontalmente em 180 colunas. È utilizada a paleta de cores *YlOrBr*.

As marcações manuais das curvas senoidais que serão usadas como ground truth foram criadas visualmente por geólogo especialista nas imagens que representam os dados de amplitude e tempo de trânsito ao longo da profundidade do *poço01*, foram marcados usando a plataforma GEOLOGIA desenvolvido no Laboratório de Metrologia Dimensional e Computacional (*LMDC*) da UFF. Com o uso desta plataforma foram salvos os valores de cada uma das marcações manuais que são identificadas pelos parâmetros: *Profundidade*, *Theta* e *Altura*.

Esses parâmetros têm o seguinte significado: *Profundidade* indica a profundidade onde encontra-se a marcação em metros (m) a partir do início do poço. *Theta* indica o ângulo de início da marcação senoidal em graus (°). *Altura* é uma medida desde o pico mais baixo até o pico mais alto da marcação senoidal, corresponde portanto a 2 vezes a amplitude da senóide em metros (m).

Como mencionado no início do capítulo, os dados de entrada do algoritmo de TH desenvolvido são as coordenadas dos pontos que representam o *foreground* do pré-processamento descrito nas seções anterior, ou seja são dados binários que correspondem aos pontos que estão destacados no poço. Esses são elementos possíveis de descreverem um padrão senoidal como também outras características que ainda ficaram no poço e momentaneamente são consideradas como ruído.

No entanto a entrada do processo completo relacionado a toda a metodologia proposta de duas etapas são os dados brutos oriundos da Ferramenta UBI. A largura desta matriz de números é sempre 180, mas o seu número de linhas é muito grande, correspondente a profundidade do poço analisado. Sendo assim uma matriz de números reais que representam a informação das regiões dos poços em análise. Nosso teste corresponde ao *poço01*. A dimensão dessa matriz neste exemplo será, como mencionado anteriormente, de 394 linhas e 180 colunas. Para facilitar a representação da informação, a matriz é considerada como uma imagem binária de 180×394 .

A discretização dos parâmetros do algoritmo de TH desenvolvido para as entradas de amplitude e tempo de trânsito tem então os seguintes limites e valores:

- Amplitude : Amin = 2 pixels, Amax = 90 pixels e $\Delta A = 2$ pixels.
- Deslocamento vertical $\Delta y_0 = 2 \text{ pixels}$, com limites 0 e 394 pixels.
- Deslocamento horizontal $\Delta x_0 = 2 \text{ pixels}$, com limites 0 e 180 pixels.

Na tabela 5.2 é apresentado como imagens as senóides identificadas pelo especialista e pela proposta de TH desenvolvida. Cada linha desta tabela corresponde a dados capturados pela UBI em diferentes regiões do *poço01*. As imagens dos dados correspondentes às amplitude ficam nas colunas A e B, as imagens dos dados de tempo de trânsito ficam nas colunas C e D. As marcações manuais são de cor verde e ficam nas colunas A e C, as marcações geradas pela nossa proposta estão de cor azul e ficam nas colunas B e D. Cada uma das linhas da tabela representa uma profundidade diferente, isso quer dizer que em cada linha temos a informação da amplitude e de tempo de trânsito da mesma profundidade.









Tabela 5.2 Comparação dos resultados da marcação manual e do processo proposto em dados de amplitude e tempo de trânsito. As colunas A e C contém as marcações feitas pelo especialista. As colunas B e D contém as marcações identificadas automaticamente pela metodologia proposta de TH.

Para se fazer uma análise qualitativa dos resultados visuais obtidos (apresentados na tabela 5.2) estes são divididos em dois tipos. O primeiro tipo T1 são os resultados que ficaram muito próximas das marcações feitas pelo geólogo. O segundo tipo T2 são as marcações geradas que não ficaram tão próximas as marcações manuais.

Depois de analisar 20 regiões diferentes de poço01 e 58 marcações manuais foi determinado o valor de 30 *pixels* como limite de similitude, diferenças com valores menores a 30 *pixels* são considerados parte de *T1* e as diferenças com valores iguais ou maiores que 30 *pixels* são considerados como *T2*.

T1 é composta pelas linhas 1, 2, 3, 4 e 5 da Tabela 5.2 e da Tabela 5.3, T2 é composto pelas linhas 6, 7, 8, 9 e 10 da Tabela 5.2 e da Tabela 5.3. A identificação das marcações geradas pela nossa proposta como T1 ou T2 tem base na diferença de valores dos parâmetros que descrevem cada uma das curvas senoidais e que são apresentado na Tabela 5.3.

			Amplitude			Tempo de Trânsito		
Id	Prof. (m)	Marcação	A (um)	<i>y</i> ₀ (um)	<i>x</i> ₀ (um)	A (um)	<i>y</i> ₀ (um)	<i>x</i> ₀ (um)
		Manual	29	141	-1	29	141	-1
1	1 4954	Proposta	30	140	-8	30	132	-14
		Diferença	1	1	7	1	9	13
		Manual	2	208	16	2	208	16
2	4963	Proposta	4	204	40	8	202	30
		Diferença	2	4	24	6	6	14
		Manual	10	149	42	10	149	42
3	4975	Proposta	10	146	38	12	144	46
		Diferença	0	3	4	2	5	4
		Manual	26	323	5	26	323	5
4	4978	Proposta	26	315	18	30	316	30
		Diferença	0	8	13	4	7	25
		Manual	28	137	-17	28	137	-17
5	5006	Proposta	28	126	-22	28	132	-12
		Diferença	0	11	5	0	5	5
		Manual	10	212	-17	10	212	-17
		Proposta	12	210	-22	14	248	-34
6	5016	Diferença	2	2	5	4	36	17
0	5016	Manual	7	252	-64	7	252	-64
		Proposta	12	250	-22	12	210	-40
		Diferença	5	2	42	5	42	24
		Manual	40	173	-64	40	173	-64
		Proposta	42	150	-12	40	150	-16
7	5017	Diferença	2	23	52	0	23	48
/	5017	Manual	52	212	-58	52	212	-58
		Proposta	46	345	-2	40	346	-4
		Diferença	6	133	56	12	134	54
8	5022	Manual	84	39	-36	84	39	-36

		Proposta	48	196	-36	44	188	-38
		Diferença	36	157	0	40	149	2
		Manual	47	216	-63	47	216	-63
		Proposta	42	184	-46	46	185	-38
		Diferença	5	21	17	1	31	25
		Manual	34	102	-57	34	102	-57
9	9 5025	Proposta	32	302	-44	34	184	-58
		Diferença	2	200	13	0	82	1
10 :		Manual	25	279	-62	25	279	-62
	5028	Proposta	20	262	-34	26	350	-26
		Diferença	5	17	28	1	71	36

Tabela 5.3 Comparação dos valores que descrevem as curvas senoidais de marcações e computadas em relação aos dados de amplitude e tempo de trânsito.

As diferenças nos valores dos parâmetros entre as marcações manuais e as marcações geradas que pertencem ao grupo *T1* estão nos limites de 0 *pixels* a 25 *pixels*, isso quer dizer que as marcações senoidais geradas pela nossa proposta tem um deslocamento espacial no máximo de 25 *pixels*.

No caso das marcações pertencentes ao grupo T2 a diferença nos valores dos parâmetros variam entre 25 *pixels* e 200 *pixels* o que indica que um deslocamento espacial no máximo 200 *pixels*.

CAPÍTULO 6 – CONCLUSÕES

Esta dissertação apresentada uma proposta para detecção de curvas senoidais em dados de amplitude e tempo de trânsito coletados pela ferramenta de ultrassom UBI. A detecção dessas curvas senoidais é normalmente feita por geólogos treinados que analisam as imagens que representam esses dados visualmente, porém essa forma de análise se torna inviável quando o poço tem um comprimento muito grande resultando em uma tarefa demorada e exaustiva. Ainda caso as imagens que o especialista analisa visualmente seja de baixa qualidade ou tenham perturbações e muitos ruídos a possibilidade de não encontrarem esses elementos passa a ser muito alta e ou impossível.

O método proposto tem um etapa de pré-processamento e outra de detecção de senóides. A etapa de pré-processamento usando os dados de amplitude ou tempo de trânsito é fundamental para aprimorar características geológicas e estruturais presente nas regiões do poço. Muita das vezes as imagens geradas que representam os dados de amplitude ou tempo de trânsito contém informação geológica que não são visíveis facilmente para o especialista. Assim possivelmente ao ser aplicado algum método de análise ou detecção os resultados não seriam os esperados. A etapa de pré-processamento pode ser usada para um melhor análise visual, ou para outros processos de análise. Os métodos de pré-processamento usados são compostos pelo filtro de Gabor e a transformada de Fourier, que tiveram um papel importante para diminuir a informação desnecessária e destacar os padrões a serem buscados.

A etapa de detecção de senóides usa a transformada de Hough. Essa técnica foi usada por permitir se obter parâmetros que sejam descritivos das curvas a serem encontradas nas imagens independentemente do quão incompletas ou ruidosas se apresentem.

Os resultados mostraram que as senóides encontradas pela técnica implementada e toda a metodologia de duas etapas proposta tem muito boa aproximação com as marcações feitas pelo geólogo. Uma das vantagens do processo proposto é a simplicidade das etapas que compõem o fluxo de trabalho, é robusta às irregularidades e ruídos, e não requer máquinas com recursos computacionais complexos. Os desvantagens é que processo torna-se semi-automático, muitos dos parâmetros de entrada dos métodos dentro das etapas podem ser calculados, embora alguns precisam ser definidos pelo usuário.

6.1 TRABALHOS FUTUROS

Os dados de amplitude e tempo de trânsito contém mais informações além dos padrões senoidais, estes podem representar tensões, porosidade do material, marcações laterais, entre outras características que são muito importantes na área geológica. Ressaltar cada uma dessas diferentes características ou atenuar problemas que dificultam a análise dos dados é o alvo do pré-processamento, assim um prolongamento natural deste trabalho seria verificar o quanto esta etapa melhora os demais processos e estudar outros processos no futuros para facilitar a análise ou detecção de estruturas geológicas. Ainda considerando o pré-processamento continuar com o estudo de outras máscaras para o filtro de Gabor que assim poderia melhor ressaltar outros tipos de estruturas.

Uma outra abordagem é a utilização das marcações geradas pela nossa proposta nos dados de amplitude e nos dados de tempo de trânsito, e combinar os valores dessas duas marcações, com o objetivo de gerar marcações senoidais com probabilidade maior de coincidir com os padrões procurados. O que pode ser visto como uma forma de corrigir as marcações geradas ou reafirmar a sua localização.

Como foi mencionado nesta pesquisa o padrão senoidal na imagem que representa os dados do poço indica deslocamento geológico, uma fratura, ou acamamento de diferentes materiais, entre outros. As informações que representam as marcações geradas são fundamentais para se determinar e identificar se a curva senoidal encontrada é de uma fratura ou de um acamamento. Recomenda-se o uso desta informação para criar um método ou processo de classificação de curvas senoidais destas duas classes.

REFERÊNCIAS

- [1] Z. Zhang, W. Han, R. Steinsiek and D. Patterson, "Ultrasonic signal noise reduction processing in borehole imaging application," 2016 IEEE International Frequency Control Symposium (IFCS), New Orleans, LA, 2016, pp. 1-6.
- [2] Y. Yao, X. Ju, J. Lu and B. Men. Acoustic Emission and Echo Signal Compensation Techniques Applied to an Ultrasonic Logging-While-Drilling Caliper. Sensors. 2017; 17(6):1351.
- [3] J. Tu and B. Yang, A New Correction Algorithm of the Eccentric Ultrasonovision Time Image in the Casing Hole, Applied Mathematics, 2014, 05, 1427-1431.
- [4] M. Zohreh, R. Junin and P. Jeffreys, "Evaluate the borehole condition to reduce drilling risk and avoid potential well bore damages by using image logs", Journal of Petroleum Science and Engineering, 2014, 122, 318 - 330.
- [5] X. Nie, C. Zou, L. Pan, Z. Huang and D. Liu, 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 (50–1370m), Tectonophysics, 2013, 593, 161 - 171.
- [6] A. J. Hayman, P. Parent, P. Cheung, P. Verges, Improved Borehole Imaging by Ultrasonics, Society of Petroleum Engineers, 1998, 13.
- [7] S. Ozkaya, Fracture Length Estimation from Borehole Image Logs, Mathematical Geology, 2003, 35, 737-753.
- [8] M. Liang, S. Peng, W. Du and Y. Lu, Tectonic stress estimation from ultrasonic borehole image logs in a coal bed methane well, northeastern Qinshui Basin, China, Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2018, 52, 44 - 58.
- [9] A. Etchecopar, T. Yamada, P. Cheung, Borehole images for assessing present day stresses, Bulletin de la Societe Geologique de France, 2013, 184, 307-312
- [10] A. J. Hobson, Trigonometric functions, Mathcentre, 2009.
- [11] L. Feng and W. Hu, Graphs of Trigonometric Functions, Department of Math and

Computer Science, 2014.

- [12] J. M. Almira. Transformada de Fourier: concepto y primeras propiedades -Apuntes- in: Laboratorio (y Tutorial) de Análisis de Fourier Aplicado, Universidad de Jaén. 2009, 43 pp.
- [13] F. J. dos Santos, Números Complexos, PUC Minas, Cálculo 4, 2005, 1 pp.
- [14] E. Sauter and F. B. de Azevedo, Análise de Fourier, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2019, 40 pp.
- [15] J. R. Pupin. Introdução às Séries e Transformadas de Fourier e Aplicações no Processamento de Sinais e Imagens, Universidade Federal de São Carlos, 2011, 19 pp.
- [16] U. Sodré, Transformadas de Fourier, 2003, 1 pp.
- [17] P. V. C. Hough, Method and Means for Recognizing Complex Patterns, US Patent 3,069,654, Ser. No. 17,7156 Claims, 1962.
- [18] L. Chandrasekar and G. Durga, Implementation of Hough Transform for image processing applications, 2014 International Conference on Communication and Signal Processing, 2014, 843-847.
- [19] H. Ye, G. Shang, L. Wang and M. Zheng, A new method based on hough transform for quick line and circle detection, 2015 8th International Conference on Biomedical Engineering and Informatics (BMEI), 2015, 52-56.
- [20] D. Duan, M. Xie, Q. Mo, Z. Han and Y. Wan, An improved Hough transform for line detection, 2010 International Conference on Computer Application and System Modeling (ICCASM 2010), 2010, 2, V2-354-V2-357.
- [21] A. Diou, Y. Voisin and C. Santo, The Hough transform-a new approach, Proceedings of the 1996 IEEE IECON. 22nd International Conference on Industrial Electronics, Control, and Instrumentation, 1996, 3, 1612-1617 vol.3.
- [22] J. Illingworth and J. Kittler, The Adaptive Hough Transform, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, PAMI-9, 690-698.

- [23] D. Gabor, Theory of communication, in Journal of the Institution of Electrical Engineers Part I: General, vol. 94, no. 73, pp. 58-, January 1947.
- [24] D. A. Pollen and S. F. Ronner, "Visual cortical neurons as localized spatial frequency filters," in IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. SMC-13, no. 5, pp. 907-916, Sept.-Oct. 1983.
- [25] Jones, Jeffrey P. and Larry A. Palmer. "An evaluation of the two-dimensional Gabor filter model of simple receptive fields in cat striate cortex." Journal of neurophysiology, 58 6 (1987): 1233-58.
- [26] A. Beluco, A Beluco and P. M. Engel, Classification of remote sensing images based on texture by neural network, Anais XI SBSR, 2006.
- [27] R. Shanmuganathan and C. Subhasis, Bilateral Filter Based Compositing for Variable Exposure Photography, The Eurographics Association, 2009
- [28] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," Sixth International Conference on Computer Vision (IEEE Cat. No.98CH36271), Bombay, India, 1998, pp. 839-846.
- [29] S. Paris, P. Kornprobst, J. Tumblin and F. Durand, Bilateral Filtering: Theory and Applications, 2009.
- [30] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679-698, Nov. 1986.
- [31] L. Zhang and P. Bao, Edge detection by scale multiplication in wavelet domain, Pattern Recognition Letters, vol. 23, pp. 1771-1784, 2002.
- [32] R. Maini and H. Aggarwal, Study and Comparison of Various Image Edge Detection Techniques, International Journal of Image Processing, vol. 3, 2009.
- [33] A. Jamil, M. Saif, Tuning of Canny Image Edge Detection, International Journal of Computer Science and Information security (IJCSIS), vol. 15, 2017.
- [34] P. Gaillot, T. Brewer, P. Pezard and E. Yeh, Borehole imaging Tools Principles and Applications, Scientific Drilling, vol. 5, 2007.
- [35] B. Fan, S. Aeron, A. Pedrycz and H. Valero, "On Acoustic Signal Compression for Ultrasonic Borehole Imaging," in IEEE Transactions on Computational Imaging, vol. 3, no. 2, pp. 330-343, June 2017.
- [36] K. Yusupov et al., "The High Resolution Ultrasonic Well Imager," 2018 IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS), Kazan, 2018, pp. 1-5.
- [37] Z. Zhang, W. Han, R. Steinsiek and D. Patterson, "Ultrasonic signal noise reduction processing in borehole imaging application," *2016 IEEE International Frequency Control Symposium (IFCS)*, New Orleans, LA, 2016, pp. 1-6.
- [38] A. Xavier, C. E. Guerra, A. Andrade, "Fracture analysis in borehole acoustic images using mathematical morphology", *Journal of Geophysics and Engineering*, Volume 12, Issue 3, June 2015, Pages 492–501.
- [39] L. O. Dias, C. R. Bom, E. L. Faria, M. B. Valentín, M. D. Correia, M. P. de Albuquerque, M. P. de Albuquerque, J. M. Coelho, "Automatic detection of fractures and breakouts patterns in acoustic borehole image logs using fast-region convolutional neural networks", *Journal of Petroleum Science and Engineering* (2020), doi: https://doi.org/10.1016/j.petrol.2020.107099.