

UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA  
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA  
MESTRADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Victor Mendes Ribeiro

Detector de Novidades de Sinais de Qualidade de Energia Baseado em  
Transformada de Stockwell Utilizando um Processador *soft core* Embarcado  
em Plataforma FPGA.

Juiz de Fora

2024

Victor Mendes Ribeiro

Detector de Novidades de Sinais de Qualidade de Energia Baseado em Transformada de Stockwell Utilizando um Processador *soft core* Embarcado em Plataforma FPGA.

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica. Área de concentração : Sistema Eletrônicos

Orientador: Prof. D.Sc Carlos Augusto Duque

Coorientador: Prof. Dr. Eng. Leandro Rodrigues Manso Silva

Juiz de Fora

2024

**Victor Mendes Ribeiro**

**Detector de Novidades de Sinais de Qualidade de Energia Baseado em Transformada de Stockwell Utilizando um Processador Soft core Embarcado em Plataforma FPGA**

Dissertação  
apresentada ao  
Programa de Pós-  
Graduação em  
Engenharia Elétrica  
da Universidade  
Federal de Juiz de  
Fora como requisito  
parcial à obtenção do  
título de Mestre em  
Engenharia Elétrica.  
Área de  
concentração:  
Sistemas Eletrônicos

Aprovada em 07 de março de 2024.

**BANCA EXAMINADORA**

**Prof. Dr. Carlos Augusto Duque** - Orientador

Universidade Federal de Juiz de Fora

**Prof. Dr. Leandro Rodrigues Manso Silva** - Coorientador

Universidade Federal de Juiz de Fora

**Prof. Dr. Luciano Manhães de Andrade Filho**

Universidade Federal de Juiz de Fora

**Prof. Dr. Danton Diego Ferreira**

Universidade Federal de Lavras

Juiz de Fora, 25/01/2024.

---



Documento assinado eletronicamente por **Danton Diego Ferreira, Usuário Externo**, em 07/03/2024, às 12:28, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).

---



Documento assinado eletronicamente por **Luciano Manhaes de Andrade Filho, Professor(a)**, em 07/03/2024, às 12:28, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).

---



Documento assinado eletronicamente por **Leandro Rodrigues Manso Silva, Professor(a)**, em 07/03/2024, às 12:28, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).

---



Documento assinado eletronicamente por **Carlos Augusto Duque, Coordenador(a)**, em 07/03/2024, às 12:28, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).

---



A autenticidade deste documento pode ser conferida no Portal do SEI-Ufjf ([www2.ufjf.br/SEI](http://www2.ufjf.br/SEI)) através do ícone Conferência de Documentos, informando o código verificador **1679662** e o código CRC **1E026B1D**.

---

Dedico este trabalho à minha família e amigos.

## AGRADECIMENTOS

Gostaria de expressar minha profunda gratidão a todos aqueles que contribuíram para a realização desta dissertação. Em primeiro lugar, quero expressar minha sincera gratidão à minha mãe, minha família, colegas e amigos, cujo apoio e incentivo foram fundamentais ao longo deste caminho.

Um agradecimento especial aos professores Eder Barboza Kapisch, Leandro Manso e Carlos Augusto Duque, cuja orientação, dedicação, amizade, confiança e paciência foram essenciais durante todo o desenvolvimento deste trabalho.

Expresso também minha gratidão a todos os companheiros do laboratório LAPTEL, NIPS, pelos ensinamentos e pela amizade proporcionados ao longo deste percurso acadêmico. Aos amigos que fiz durante todos os anos de estudo na Faculdade de Engenharia, meu sincero agradecimento.

Aos membros da banca avaliadora, meu agradecimento pelo aceite em avaliar e contribuir com este trabalho, enriquecendo-o com suas sugestões e observações.

Não posso deixar de mencionar o apoio financeiro providenciado pelo CNPq, CAPES, FAPEMIG, Universidade Federal de Juiz de Fora e pela Faculdade de Engenharia. Esse suporte foi fundamental para viabilizar este projeto.

Por fim, sou grato pela oportunidade de aprendizado proporcionada pela participação no projeto de pesquisa Processamento de Sinais Aplicado a Sistemas de Potência - PSCOPE. Esta experiência enriquecedora contribuiu significativamente para meu crescimento acadêmico e profissional.

A todos vocês, meu mais sincero agradecimento. Este trabalho não teria sido possível sem o apoio, orientação e amizade de cada um de vocês. Muito obrigado.

## RESUMO

Com a crescente implementação das redes *Smart Grids* (SGs), onde a presença de cargas não lineares e novas fontes de geração de energia se tornam cada vez mais proeminentes, há um potencial significativo para a ocorrência de distúrbios desconhecidos. Em meio a esse cenário, o volume exponencial de dados provenientes dos medidores inteligentes requer uma gestão eficiente para preservar as informações relevantes e promover um armazenamento de dados eficaz. Nesse contexto, as técnicas de Detecção de Novidade (do inglês, *Novelty Detection*) (ND) surgem como uma solução promissora. A Transformada de Stockwell (ST) se destaca como uma distribuição tempo-frequência que demonstra uma notável habilidade em detectar novidades associadas a mudanças na estacionariedade dos sinais, podendo ser aplicada tanto em sinais de tensão quanto de corrente da rede elétrica. Este trabalho descreve, portanto, o uso da ST para a detecção de novidades em sinais de Qualidade de Energia (PQ). Para viabilizar a implementação em plataformas FPGA, propõe-se a adoção de um processador *soft core*, visando otimizar os recursos de hardware disponíveis. Além disso, uma estratégia de seleção de voices é proposta para reduzir a complexidade e o tempo de execução do algoritmo em implementações em tempo real, ao mesmo tempo em que se mantém a capacidade de detecção. A técnica de ND proposta foi implementada em um protótipo funcional baseado em FPGA, utilizando tanto sinais sintetizados quanto sinais reais gravados em campo, comprovando assim a possibilidade do desenvolvimento do equipamento. Onde através do método de seleção de *voice*, foi possível reduzir o tempo de processamento de um *frame* de duração 66,6ms de 109ms para 8,9ms, a uma taxa de 10MHz, possibilitando a implementação do detector em tempo real.

Palavras-chave: Qualidade da Energia Elétrica. FPGA. Processador Embarcado, Redes Elétricas Inteligentes.

## ABSTRACT

With the increasing implementation of Smart Grids (*SGs*), where the presence of non-linear loads and new energy generation sources become increasingly prominent, there is significant potential for the occurrence of unknown disturbances. In the midst of this scenario, the exponential volume of data from smart meters requires efficient management to preserve relevant information and promote effective data storage. In this context, Novelty Detection (ND) techniques emerge as a promising solution. The Stockwell Transform (ST) stands out as a time-frequency distribution that demonstrates remarkable ability in detecting novelties associated with changes in signal stationarity, applicable to both voltage and current signals in the power grid. This work describes, therefore, the use of ST for novelty detection in Power Quality (PQ) signals. To enable implementation on FPGA platforms, the adoption of a soft-core processor is proposed to optimize available hardware resources. Furthermore, a voice selection strategy is proposed to reduce the complexity and execution time of the algorithm in real-time implementations while maintaining detection capability. The proposed ND technique was implemented in a functional prototype based on FPGA, using both synthesized and real signals recorded in the field, thus proving the feasibility of equipment development. Through the voice selection method, it was possible to reduce the processing time of a 66.6ms duration frame from 109ms to 8.9ms, at a rate of 10MHz, enabling real-time implementation of the detector.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Exemplo de um sinal monofásico que contém os três distúrbios em questão. . . . .	19
Figura 2 – Métodos de métrica de similaridade. . . . .	21
Figura 3 – Superfície da Transformada de Stockwell em tom de cinza para o Métodos neural convolucional. . . . .	22
Figura 4 – Exemplo de blocos lógicos programáveis (LUTs), flip-flops, blocos de RAM, roteadores e interconexões dentro dos FPGAs. . . . .	23
Figura 5 – Superfície da Transformada de Stockwell de um sinal contendo distúrbio. . . . .	27
Figura 6 – Diagrama do método variância dos <i>voices</i> . . . . .	29
Figura 7 – Superfície da Transformada de Stockwell e resultados da variância de todos os <i>voices</i> em relação a um limiar de decisão. . . . .	30
Figura 8 – Diagrama do método de seleção de <i>voices</i> . . . . .	31
Figura 9 – Superfície da Transformada de Stockwell exemplificando o uso da técnica de seleção de <i>voices</i> . . . . .	32
Figura 10 – Kit de desenvolvimento DE10-Nano contendo um FPGA Cyclone V. . . . .	34
Figura 11 – Diagrama dos Bloco do processador criado através da IDE SAPHO. . . . .	35
Figura 12 – Plataforma de desenvolvimento do software para o processador SAPHO. . . . .	36
Figura 13 – Diagrama do Bloco de Interface do Processador. . . . .	37
Figura 14 – Diagrama da descrição do Hardware. . . . .	39
Figura 15 – Diagrama do algoritmo de detecção. . . . .	40
Figura 16 – Segmentação do sinal em <i>frames</i> . . . . .	42
Figura 17 – Alocação da parte real e imaginária em um vetor . . . . .	43
Figura 18 – Limiar obtido através do desvio padrão de cada <i>bin</i> . . . . .	48
Figura 19 – <i>frame</i> de sinal usado na simulação. . . . .	52
Figura 20 – Comparação dos resultados da Transformada Rápida de Fourier (do inglês, <i>Fast Fourier Transform</i> ) (FFT). . . . .	52
Figura 21 – Superfície da Transformada Rápida de Stockwell (do inglês, <i>Fast Stockwell Transform</i> ) (FST) para fins de comparação. . . . .	53
Figura 22 – Comparação dos resultados da variância das <i>voices</i> , contrastando com o linear. . . . .	54
Figura 23 – Análise temporal do processo de detecção da primeira simulação. . . . .	54
Figura 24 – Sinal teste contendo múltiplos <i>frames</i> . . . . .	55
Figura 25 – Transformada de Fourier de cada <i>frame</i> e bins selecionados. . . . .	56
Figura 26 – Aplicação dos limiares à variâncias dos <i>voices</i> selecionados de cada <i>frame</i> . . . . .	56
Figura 27 – Análise temporal da 2ª simulação. Um único <i>frame</i> . . . . .	57

Figura 28 – Arranjo da bancada de teste. . . . .	58
Figura 29 – Tela do osciloscópio para o teste com o sinal contendo afundamento de tensão. . . . .	59
Figura 30 – Tela do osciloscópio para o teste com o sinal contendo harmônicos. 60	
Figura 31 – Tela do osciloscópio para o teste com o sinal contendo transiente. 61	
Figura 32 – Tela do osciloscópio para a primeira perturbação. . . . .	62
Figura 33 – Mostrar a tela do osciloscópio para a segunda perturbação. . . . .	62
Figura 34 – Tela do osciloscópio para a terceira perturbação. . . . .	63

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Comparação da duração da implementação completa do FST com a estratégia de seleção de <i>voices</i> . . . . .	57
--	----

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- ADC** Conversor analógico-digital (do inglês, *Analog-to-Digital Converter*)
- CST** Transformada de Stockwell Contínua (do inglês, *Continuous Stockwell Transform*)
- DSP** Processador Digital de Sinais (do inglês, *Digital Signal Processor*)
- DST** Transformada Discretas de Stockwell (do inglês, *Discrete Stockwell Transform*)
- FFT** Transformada Rápida de Fourier (do inglês, *Fast Fourier Transform*)
- FIFO** Primeiro a entrar, primeiro a sair (do inglês, *First In First Out*)
- FPGA** Matriz de Portas Programáveis em Campo (do inglês, *Field-Programmable Gate Array*)
- FST** Transformada Rápida de Stockwell (do inglês, *Fast Stockwell Transform*)
- FT** Transformada de Fourier (do inglês, *Fourier Transform*)
- GD** Geração Descentralizada
- IA** Inteligência Artificial
- IDE** Ambiente de Desenvolvimento Integrado (do inglês, *Integrated Development Environment*)
- IFFT** Transformada Rápida Inversa de Fourier (do inglês, *Inverse Fast Fourier Transform*)
- IoT** Internet das Coisas
- ND** Detecção de Novidade (do inglês, *Novelty Detection*)
- PLL** (do inglês, *Phase Locked Loop*)
- QEE** Qualidade da Energia Elétrica
- SG** Redes Elétricas Inteligentes (do inglês, *Smart Grids*)
- SAPHO** Software Architecture Processor for Hardware Optimization
- SB4.0** Subestação 4.0
- SEP** Sistema Elétrico de Potência
- SNR** Relação Sinal-Ruído (do inglês, *Signal-to-Noise Ratio*)
- ST** Transformada de Stockwell (do inglês, *Stockwell Transform*)
- TBE** Transmissoras Brasileiras de Energia
- WT** Transformada de Wavelet (do inglês, *Wavelet Transform*)

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>14</b>
1.1	Objetivos	15
1.2	Produções Biográficas	16
1.3	Estrutura da Dissertação	16
<b>2</b>	<b>Revisão Biográfica</b>	<b>18</b>
2.1	Distúrbios Elétricos e Monitoramento	18
2.2	Detecção de Novidade (ND)	20
2.3	FPGA	23
<b>3</b>	<b>Fundamentação Teórica da Transformada de Stockwell (ST)</b>	<b>25</b>
3.1	Transformada de Stockwell	25
3.2	Transformada Discreta de Stockwell	27
3.3	Variância dos Voices	28
3.4	Seleção de Voices	30
3.5	Conclusões Parciais	33
<b>4</b>	<b>Arquitetura e Implementação do Hardware de Detecção</b>	<b>34</b>
4.1	FPGA - Cyclone V	34
4.2	Implementação do Hardware	35
4.2.1	Processador SAPHO	35
4.2.2	Bloco de Interface do Processador	37
4.2.3	Dispositivos <i>on board</i> de instrumentação	38
4.3	Software embarco no SAPHO	39
4.3.1	Segmentação do Sinal em <i>frame</i>	41
4.3.1.1	Vetor Matriz	42
4.3.2	Implementação da FFT	43
4.3.3	Seleção de Bins	44
4.3.4	Transformada Rápida de Stockwell	44
4.3.5	Variância dos <i>voices</i>	47
4.3.6	Criação do Limiar	48
4.4	Conclusões Parciais	50
<b>5</b>	<b>Resultados e Avaliação do Hardware Implementado</b>	<b>51</b>
5.1	Resultados de Simulação Funcional	51
5.1.1	Resultados de Simulação sem seleção de <i>voices</i>	51
5.1.2	Resultados de simulação com seleção de voices	54
5.2	Resultados em Bancada	57
5.2.1	Resultados de sinais sintéticos	59
5.2.2	Resultados de sinais da TBE	60
5.3	Conclusões Parciais	63

6	Conclusão . . . . .	64
	REFERÊNCIAS . . . . .	66

## 1 Introdução

Recentemente, o panorama do Sistema Elétrico de Potência (SEP) tem sido objeto de uma transformação de grande magnitude, impulsionada pela integração de usinas híbridas para a geração de energia ecologicamente sustentável, tais como as hidroelétricas, eólicas e solares (NADERI *et al.*, 2020). Essas unidades de geração são implantadas de maneira descentralizada, referidas na literatura como unidades de Geração Descentralizada (GD), contrariando a direção da matriz tradicional de geração, e operam de maneira conjunta para suprir uma demanda em expansão (Ministério de Minas e Energia (MME) e Empresa de Pesquisa Energética (EPE), 2023), caracterizada por cargas cada vez mais não lineares.

A diversificação das fontes de energia e a integração de cargas não lineares tornam o sistema elétrico mais vulnerável a distúrbios, que podem causar danos aos equipamentos e resultar em perdas financeiras. Portanto, é essencial aprimorar o SEP para garantir a produção de energia de alta qualidade e proteger os equipamentos (REZKALLAH *et al.*, 2019). Nesse contexto, as Redes Elétricas Inteligentes (do inglês, *Smart Grids*) (SG) desempenham um papel crucial. Elas integram uma variedade de novos dispositivos tecnológicos, como medidores inteligentes e sistemas de comunicação de alta velocidade. Seu objetivo é gerenciar autonomamente os recursos elétricos, além de analisar e armazenar informações em tempo real (JUDGE *et al.*, 2022).

Simultaneamente a esses avanços, ocorre a evolução do conceito de Subestação 4.0 (SB4.0) (TUTTOKMAĞI ÖZGE E KAYGUSUZ, 2018; KAPISCH *et al.*, 2021), que utiliza tecnologias como a Internet das Coisas (IoT), Inteligência Artificial (IA) e computação em nuvem para aprimorar as operações e a manutenção dos equipamentos da rede. As SG desempenham um papel crucial nesse cenário, realizando medições precisas de parâmetros, como forma de onda de corrente e tensão. Estas SG são estrategicamente distribuídas ao longo da infraestrutura elétrica para otimizar o desempenho e a eficiência do sistema (REZKALLAH *et al.*, 2019; FERREIRA *et al.*, 2009).

Em sistemas de distribuição extensos e altamente ramificados, é imperativo contar com um amplo conjunto de dispositivos inteligentes para monitorar eficientemente a Qualidade da Energia Elétrica (QEE). Esta diversidade de dispositivos gera uma quantidade considerável de dados, caracterizada como "Big Data" (HONGXUN *et al.*, 2018). Entretanto, a maioria dos dados relacionados à qualidade de energia apresenta propriedades específicas, tais como sua natureza periódica, quase-estacionária e a esparsidade no domínio do tempo. Devido a tais características, torna-se interessante realizar um pré-processamento online dos sinais medidos, contribuindo para a compressão dos dados e armazenando apenas as informações relevantes, denotadas de "novidades" (do inglês, *Novelty*). Essa estratégia resulta em benefícios substanciais, incluindo a redução da demanda

por espaço de armazenamento, capacidade de processamento e capacidade de transmissão.

É imperativo que este processo garanta a preservação das partes relevantes do sinal para futuras análises, ao mesmo tempo em que se mantém um baixo atraso de fase, dado o potencial de utilização em sistemas de proteção de rede para acionamento de dispositivos. Assim, a análise dos sinais deve ser realizada de forma segmentada, permitindo a observação de padrões de distorção em quadros específicos. Em situações de perturbações persistentes de natureza periódica, é crucial evitar o armazenamento desses dados, uma vez que isso sobrecarregaria o armazenamento do sinal completo, comprometendo a eficácia do detector. Essa abordagem leva em conta a possibilidade de ocorrência de distúrbios intrinsecamente naturais nos sistemas, resguardando a eficiência e confiabilidade do processo de monitoramento e análise.

Nesse contexto, as técnicas de detecção de anomalias têm se mostrado promissoras. Entre as metodologias de ND, a Transformada de Stockwell (do inglês, *Stockwell Transform*) (ST) tem se destacado (KAPISCH, 2019), (LI *et al.*, 2016). A ST é uma extensão das ideias da Transformada de Wavelet (do inglês, *Wavelet Transform*) (WT), possuindo propriedades teórico-matemáticas interessantes e uma notável capacidade de detecção de mudanças na estacionariedade do sinal (KAPISCH, 2022). Essa técnica é capaz de decompor um sinal temporal e evidenciar características presentes em perturbações ou distúrbios elétricos. No entanto, um dos desafios da técnica da ST é sua alta complexidade computacional (KAPISCH, 2019). Isso torna sua implementação difícil, especialmente quando o pré-processamento precisa ser executado em tempo real.

Para contornar esse problema, foi selecionado um hardware conhecido com Matriz de Portas Programáveis em Campo (do inglês, *Field-Programmable Gate Array*) (FPGA), dotado pela capacidade de desenvolver, em seu interior, sistemas digitais de grande porte viabilizando a implementação apesar das complexidades do desenvolvimento de seu hardware (KRISHNA B.T. KRISHNA, 2020). Entretanto, para a implementação do detector, algumas partes do método exigem a utilização de um processador, devido à necessidade de operações sequenciais e de ponto flutuante. Dessa forma, foi utilizado um processador *soft core* capaz de operar de forma paralela aos demais processos do detector (LUIZ, 2021), a fim de atender às demandas temporais de processamento, possibilitando uma execução eficiente do método de detecção.

## 1.1 Objetivos

O objetivo deste projeto é desenvolver a implementação, em hardware dedicado FPGA, de uma metodologia de ND em sinais elétricos, baseada na ST. O foco principal recai sobre a implementação da ST, em processador *soft core*, abrangendo a criação de seus processos sequenciais, estruturas de controle e sistemas de aquisição, todos destinados à integração em um FPGA. Além disso, é objetivo validar a eficiência do método utilizando

tanto sinais sintéticos quanto reais, ao mesmo tempo em que se estabelecem parâmetros essenciais para assegurar a aplicação bem-sucedida do algoritmo.

## 1.2 Produções Biográficas

Durante o mestrado, foram produzidas diversas contribuições que descrevem as etapas e o desenvolvimento do detector proposto, culminando em artigos diretamente relacionados à dissertação em questão. Uma das produções consiste em um artigo que apresenta os resultados em etapas sucessivas de desenvolvimento do detector proposto. Publicado em congresso:

- RIBEIRO, SANTOS, KAPISCH, L. e. L. E. B. K. V. M. Implementação da transformada de stockwell em plataforma FPGA aplicada à detecção de novidades em sinais de qualidade de energia utilizando processador *soft core*. In: Congresso Brasileiro de Automática (CBA2022). [S.l.: s.n.], 2022.
- RIBEIRO, KAPISCH, SANTOS, L. e. L. E. B. K. V. M. Detector de Novidades de Sinais de Qualidade de Energia Baseado em Transformada de Stockwell Utilizando um Processador *soft core* Embarcado em Plataforma FPGA. In: Conferência Brasileira Sobre Qualidade de Energia Elétrica (CBQEE 2023). [S.l.: s.n.], 2023.

Até então em fase final de Publicação em revista:

- RIBEIRO, SANTOS, KAPISCH, L. e. L. E. B. K. V. M. Implementation of Stockwell Transform in FPGA Platform Using *soft core* Processor Applied to Novelty Detection in Power Quality Signals In: Journal of Control, Automation and Electrical Systems (JCAE 2024). [S.l.: s.n.], 2024.

## 1.3 Estrutura da Dissertação

Este trabalho está organizado em seis capítulos distintos, cada um desempenhando um papel crucial na compreensão e no desenvolvimento do tema em questão. No Capítulo 2, é realizada uma revisão abrangente da literatura existente, acompanhada de uma análise crítica do monitoramento de sinais elétricos, possíveis distúrbios e métodos de ND, além de uma contextualização breve sobre dispositivos FPGA. Esta revisão é essencial não apenas para contextualizar o estado atual da pesquisa, mas também para fornecer uma base sólida que orienta a implementação do detector proposto em hardware.

O Capítulo 3 é dedicado à exposição dos Fundamentos Teóricos cruciais para a implementação do método proposto. Nele, serão abordados temas como a ST e sua interpretação, bem como os métodos utilizados para detecção de quebras de estacionalidade harmônica. Esta seção visa não apenas fornecer uma compreensão abrangente desses

conceitos fundamentais, mas também destacar sua relevância e aplicabilidade na análise proposta.

O Capítulo 4 é dedicado a uma exploração detalhada de cada etapa do hardware e software que compõem o detector proposto. Aqui, são discutidos os aspectos técnicos e operacionais de cada componente, proporcionando uma compreensão aprofundada de seu funcionamento e integração.

No Capítulo 5, os resultados obtidos são apresentados de forma abrangente, divididos em duas seções distintas para uma análise mais clara. A primeira seção descreve as simulações funcionais realizadas para validar o desempenho do detector em diferentes cenários. Na segunda seção, são apresentados os resultados derivados de conjuntos de sinais sintéticos e reais, oferecendo uma avaliação prática da eficácia do detector em condições do mundo real.

Finalmente, o Capítulo 6 traz as conclusões derivadas dos resultados obtidos ao longo do estudo. Além disso, são fornecidas valiosas sugestões para trabalhos futuros, identificando áreas de pesquisa promissoras que podem contribuir para o aprimoramento contínuo da detecção de novidades e suas aplicações práticas.

## 2 Revisão Biográfica

No presente capítulo, é apresentada uma revisão bibliográfica com o propósito de contextualizar o leitor sobre o processo de monitoramento da QEE e a detecção de novidades em sinais elétricos. A primeira seção aborda o tema Monitoramento e Distúrbios Elétricos, explorando diversos aspectos que compõem o ato de monitorar, desde a definição dos objetivos a serem alcançados até a apresentação e análise dos dados obtidos. A segunda seção se concentra na análise da Detecção de Novidade em sinais elétricos, explorando o estado da arte dos monitores de qualidade da energia que utilizam Processador Digital de Sinais (do inglês, *Digital Signal Processor*) (DSP) e FPGA para esta finalidade. Por fim, na terceira seção, é realizada uma contextualização sobre FPGA, destacando sua relevância e aplicabilidade no campo da detecção de novidades em sinais elétricos.

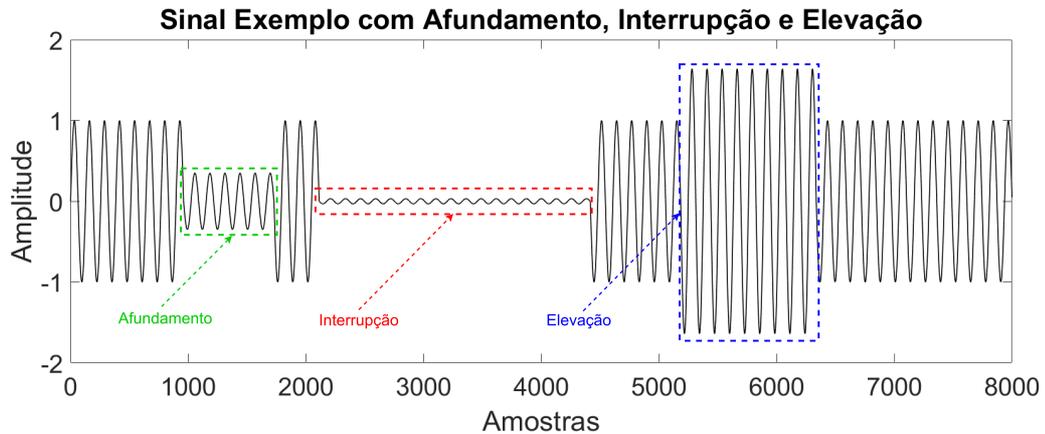
### 2.1 Distúrbios Elétricos e Monitoramento

Os distúrbios elétricos representam um tópico de discussão significativo na literatura científica devido à sua importância crítica nos sistemas elétricos contemporâneos. Esses distúrbios podem acarretar em uma série de complicações, incluindo o desperdício de energia e a falha de equipamentos, sendo a qualidade da energia frequentemente crucial para o funcionamento eficaz de instalações industriais e unidades hospitalares, onde a confiabilidade do suprimento energético é essencial. Dentro da ampla gama de distúrbios possíveis na rede elétrica, alguns são amplamente reconhecidos na literatura. Os distúrbios mais comuns estão sujeitos a normas e limites estabelecidos em regulamentos, como evidenciado por (FU *et al.*, 2023).

Além disso, é relevante destacar que a detecção e classificação dos distúrbios elétricos são fundamentais para o diagnóstico e a resolução eficaz de problemas. As metodologias de detecção desses distúrbios geralmente se baseiam nas diretrizes apresentadas pela norma IEC 61000-4-30 (International Electrotechnical Commission, 2021), que descreve as características de medição e avaliação dos parâmetros relevantes e aborda os métodos de medição dos parâmetros de qualidade da energia elétrica mais abrangentes, incluindo variações de tensão, tensão em regime permanente, variações de tensão de curta duração, desequilíbrio de tensão, harmônicos e inter-harmônicos, subtensão e sobretensão em regime permanente, bem como flutuações de tensão (LUIZ, 2021). Essas diretrizes servem como referência essencial para a padronização e avaliação eficiente da qualidade da energia elétrica, contribuindo assim para a estabilidade e confiabilidade dos sistemas elétricos.

Alguns desses distúrbios podem ser vistos na Figura 1, onde são mostrados distúrbios como afundamento, interrupção e elevação. Estes fenômenos representam variações transitórias na qualidade da energia elétrica que podem ter impactos significativos no funcionamento de equipamentos sensíveis e sistemas elétricos em geral.

Figura 1 – Exemplo de um sinal monofásico que contém os três distúrbios em questão.



Fonte: (LUIZ, 2021)

Os avanços no monitoramento do sistema elétrico representaram um marco significativo no início de uma fase de eletronização gradual dos sistemas de energia. Esta transição foi acompanhada por mudanças substanciais nas características da qualidade da energia na rede de distribuição. O estudo conduzido por (LI; LV; ZHANG, 2019) ilustra como a tecnologia de eletrônica de potência tem impulsionado avanços significativos em setores como energia renovável, microrredes, fontes de energia distribuída e veículos elétricos. No entanto, esse progresso tecnológico também tem gerado desafios que impactam diretamente a qualidade da energia na rede, tais como flutuações rápidas de tensão, desequilíbrio frequente de três fases, e a ocorrência de componentes de oscilação subsíncronos e supra-harmônicos decorrentes de variações na frequência de distúrbios. Para enfrentar esses desafios, têm sido propostas recomendações de governança. Adicionalmente, é crucial antecipar a direção futura do desenvolvimento da qualidade da energia nas redes de distribuição, levando em conta os avanços contínuos na eletronização e na complexidade do sistema elétrico. A eletronização da rede de distribuição é considerada como o fundamento para a evolução em direção a uma rede de distribuição inteligente. Nesse contexto, compreender as implicações dessas mudanças é essencial para garantir um fornecimento de energia confiável e eficiente.

Atualmente, o avanço tecnológico tem promovido transformações significativas no sistema elétrico, tornando a detecção de distúrbios uma tarefa cada vez mais desafiadora com abordagens convencionais. Nesse contexto, a aplicação de ferramentas de inteligência computacional, como técnicas de aprendizado de máquina e análise estatística, tem ganhado destaque na classificação e análise de problemas relacionados à qualidade de energia. No entanto, é importante ressaltar que essas técnicas muitas vezes demandam um custo computacional considerável, o que pode limitar sua acessibilidade.

Diante desse cenário, em (KHAN SULTAN UDDIN E MYNUDDIN, 2023) é mostrada

uma abordagem interessante para enfrentar esse desafio, que é a segmentação prévia dos dados de interesse, visando classificar os fenômenos elétricos de maneira mais eficiente. Essa estratégia permite reduzir a complexidade computacional ao focar a análise em aspectos específicos do sistema elétrico. Assim, no monitoramento inteligente baseado nessa segmentação prévia, a utilização de ferramentas de inteligência computacional emergem como uma solução promissora para lidar com a crescente complexidade dos sistemas elétricos, contribuindo para uma classificação eficaz de distúrbios. O estudo mencionado se concentra na comparação de seis modelos de aprendizado profundo para classificação de distúrbios de qualidade de energia como ResNet-50, LSTM, RCNN, DNN e outros, utilizando um conjunto de dados abrangente de diferentes distúrbios. Assim, devido à alta complexidade de métodos mais robustos de classificação ou análise automática, é necessário realizar uma prévia segmentação, a fim de se identificar o que é relevante para análise.

## 2.2 Detecção de Novidade (ND)

O termo Detecção de Novidades é um termo consolidado na literatura científica. Está presente principalmente presente em trabalhos que envolvem classificação (JAPKOWICZ *et al.*, 1995), seja para identificação de sinais desconhecidos em sistemas de aprendizado de máquina (MARKOU; SINGH, 2003) ou melhoria do estágio de treinamento em sistemas inteligentes baseados em redes neurais (BISHOP, 1994). Sua utilização em sistemas classificadores foi sendo ampliada no decorrer dos anos (PIMENTEL *et al.*, 2014), envolvendo diversas áreas de aplicações. Um dos trabalhos pioneiros na utilização do conceito de ND especificamente para Qualidade de Energia pode ser encontrado em (SILVA *et al.*, 2016b). Atualmente, pode-se encontrar diversos trabalhos desenvolvidos nessa área (GONZALEZ-ABREU *et al.*, 2021; KAPISCH *et al.*, 2020).

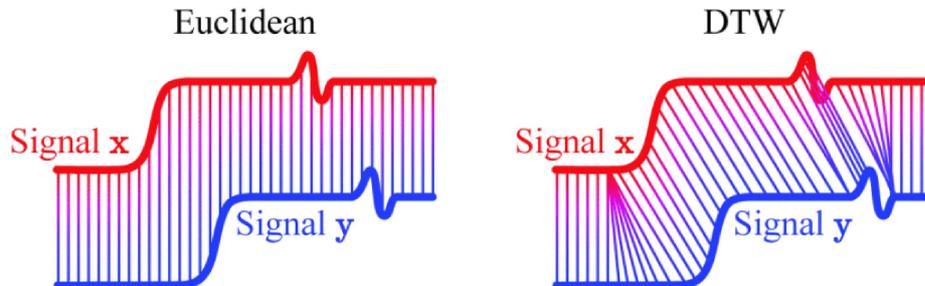
O conceito de ND aplicado a sinais de qualidade de energia refere-se a identificação de qualquer estado dos sinais de tensão ou corrente diferente do estado considerado "normal" ou "padrão" de acordo com as configurações nominais do sistema elétrico de potência. Existem técnicas que identificam segmentos do sinal que apresentam características relevantes para análise, seja no domínio do tempo (SILVA *et al.*, 2016a), no domínio da frequência (KAPISCH *et al.*, 2021), ou utilizando distribuições tempo-frequência (KAPISCH *et al.*, 2020). Baseando-se na premissa de que o sistema elétrico exibe características periódicas senoidais e estacionárias, variações nessas características são reconhecidas como "novidades". Assim, qualquer interrupção na estacionariedade da forma de onda elétrica pode ser classificada como uma novidade.

A participação crescente das fontes de geração renováveis e distribuídas pode resultar em um impacto positivo no sistema elétrico de potência (PAREJO *et al.*, 2024), principalmente no âmbito nacional brasileiro (PEREIRA *et al.*, 2012), em que a geração é

predominantemente hidroelétrica. Dentre essas fontes, a geração eólica se destaca (FILGUEIRAS; SILVA, 2003), embora seja suscetível a distúrbios de qualidade de energia elétrica, podendo até mesmo ser a fonte causadora de alguns desses distúrbios devido à natureza estocástica de sua produção. O trabalho (BENEVENUTO *et al.*, 2023) tem como objetivo encontrar um bom detector para distúrbios de qualidade de energia elétrica em sistemas elétricos de potência. Utilizando dados gerados por simulação, este estudo investiga a detecção de afundamentos de tensão em redes com geração eólica. Foram analisadas três técnicas como detectores: Estimador de Mínimos Quadrados, WT e Filtro Notch. O desempenho dessas técnicas foi avaliado em diferentes cenários, incluindo a presença de ruído, harmônicos e operação abaixo da frequência nominal. Mostrando o bom desempenho dos métodos.

Também é possível observar técnicas referentes à métrica de similaridade, como mostrado em (PIRES *et al.*, 2022). O artigo apresentou um detector de novidades aplicado a sinais de qualidade de energia com base em uma métrica de similaridade de Dynamic Time Warping (DTW), que realiza um cálculo de distância multiponto, diferentemente da Distância Euclidiana, que realiza o cálculo ponto a ponto, com o mostrado na Figura 2.

Figura 2 – Métodos de métrica de similaridade.



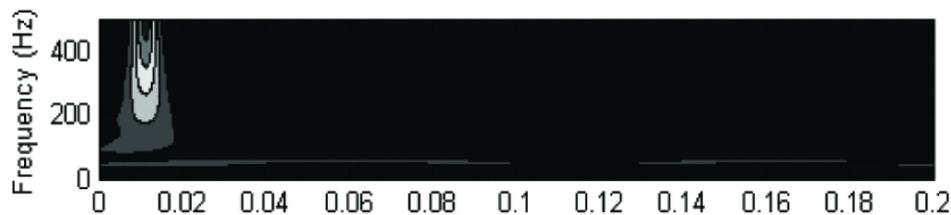
Fonte: (PIRES *et al.*, 2022)

O desempenho da métrica DTW foi comparado à métrica de Ruzicka para várias perturbações na Qualidade de Energia, tais como: Transientes Oscilatórios, Afundamentos, Elevações, Interrupções, Harmônicos Variáveis no Tempo, Notches e Spikes. Dois valores de Relação Sinal-Ruído (do inglês, *Signal-to-Noise Ratio*) (SNR) foram utilizados: 60 dB e 30 dB. Analisando os resultados, é possível notar que a métrica DTW teve um bom desempenho para todas as perturbações com 60 dB. Para 30 dB, os resultados também foram bons, exceto para Spikes. Isso se deve às características das perturbações, que são muito semelhantes ao ruído. Em comparação com a Ruzicka, a DTW apresenta melhores resultados para quase todos os casos testados, atestando sua aplicabilidade em aplicações de detecção de novidades em sistemas elétricos de potência.

Na literatura acadêmica, é observável o emprego da combinação de ferramentas

matemáticas com redes neurais, conforme exemplificado por (NANDI *et al.*, 2023). Nesse estudo, foi desenvolvida uma abordagem inovadora para a detecção automática de distúrbios de qualidade de energia elétrica, empregando a transformada de Stockwell em conjunto com uma rede neural convolucional (CNN). A integração dessas técnicas permitiu a geração de imagens de escala de cinza tempo-frequência dos distúrbios, conforme mostrado na Figura 3 as quais foram posteriormente classificadas com uma notável precisão de 99,83%. Essa sinergia entre as técnicas matemáticas e as redes neurais demonstrou uma relevância significativa no contexto do estudo, destacando-se pela sua eficácia e pela similaridade nas ferramentas empregadas. No entanto, é importante ressaltar que, em determinadas circunstâncias, o processamento em tempo real online pode tornar-se inviável, dependendo das características da rede neural utilizada.

Figura 3 – Superfície da Transformada de Stockwell em tom de cinza para o Métodos neural convolucional.



Fonte: (NANDI *et al.*, 2023)

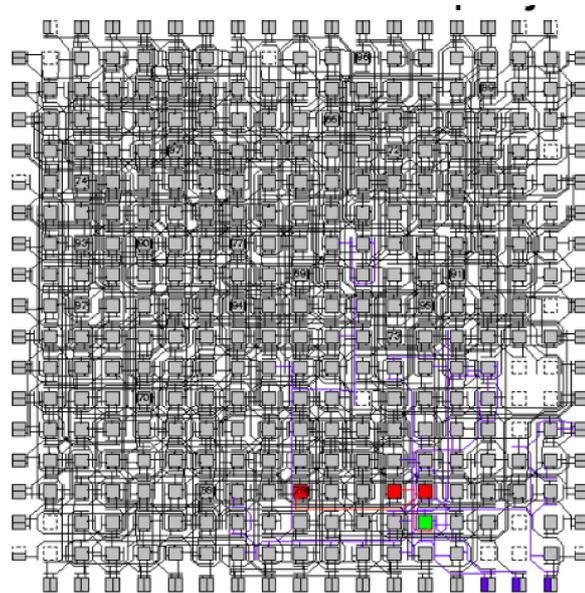
Em (MARZUKI *et al.*, 2021), foram utilizadas técnicas de detecção e classificação, incluindo a ST e a Máquina de Vetores de Suporte, para categorizar nove tipos de perturbações na qualidade de energia, abrangendo tanto perturbações únicas quanto múltiplas. A extração de características foi realizada para garantir uma entrada robusta para fins de classificação, cujo desempenho foi minuciosamente analisado e discutido para validar sua confiabilidade e persistência. O estudo abordou inicialmente dados em tempo real e do grupo de trabalho IEEE (IEEE, 2009), posteriormente complementados por dados simulados no MATLAB® com base em equações matemáticas. A ST foi empregada na composição dos dados brutos, resultando na identificação de seis características relevantes. A classificação foi realizada utilizando essas características extraídas, demonstrando a capacidade da técnica de classificar as perturbações na qualidade de energia em 20 amostras de dados com uma taxa de precisão entre 90% e 100%. A validação comparativa do desempenho da técnica com outras ferramentas por meio do software MATLAB® revelou que o algoritmo proposto alcançou uma taxa média de sucesso de 98%, a mais alta entre as técnicas testadas, atribuída à excelente extração de características realizada pela ST.

### 2.3 FPGA

A pesquisa acadêmica em torno dos FPGAs tem sido uma área de foco significativa dentro da engenharia elétrica e da ciência da computação. FPGAs, como dispositivos semicondutores reconfiguráveis, desempenham um papel crucial em uma variedade de domínios acadêmicos, oferecendo flexibilidade e adaptabilidade para uma série de aplicações (ARENAS; MELO; CANESIN, 2021).

Um aspecto fundamental dos estudos acadêmicos relacionados a FPGAs é a investigação das arquiteturas subjacentes e técnicas de design. Isso envolve uma análise profunda dos elementos lógicos programáveis (LUTs), flip-flops, blocos de RAM, roteadores e interconexões dentro dos FPGAs. Além disso, os pesquisadores exploram técnicas avançadas de design para otimizar a implementação de circuitos lógicos em FPGAs, incluindo síntese, mapeamento de circuitos e roteamento. Por meio do roteamento das conexões entre estes elementos lógicos, torna-se viável a criação de uma ampla gama de dispositivos digitais, como mostrado na Figura 4.

Figura 4 – Exemplo de blocos lógicos programáveis (LUTs), flip-flops, blocos de RAM, roteadores e interconexões dentro dos FPGAs.



Fonte: Altera

Outro aspecto importante é o domínio das Linguagens de Descrição de Hardware (HDLs), como Verilog e VHDL. A competência na escrita de código HDL é essencial para a síntese de circuitos e para a realização de testes e verificação de designs FPGA. Podendo descrever qualquer circuito digital.

Atualmente, os FPGAs são amplamente utilizados em sistemas embarcados e computação reconfigurável (H. *et al.*, 2019). Os pesquisadores exploram o uso de FPGAs para implementar processadores *soft core*, interfaces de *chip on board* e sistemas de

controle, bem como para aplicações de processamento de sinais, processamento de imagens e aprendizado de máquina.

Além disso, a implementação de redes neurais em FPGAs para aceleração de algoritmos de inteligência artificial e aprendizado profundo é uma área de pesquisa em rápido crescimento. Da mesma forma, os pesquisadores investigam técnicas de segurança e confiabilidade em FPGA, abordando preocupações como criptografia, detecção e correção de erros, e vulnerabilidades de segurança.

### 3 Fundamentação Teórica da Transformada de Stockwell (ST)

Neste capítulo, será realizada uma revisão teórica sobre a ST, que é a técnica de processamento de sinais que é a base do detector de novidade descrito neste trabalho. Serão apresentados os seus fundamentos teóricos, suas limitações de amostragem e suas implicações. Além disso, será discutida a abordagem escolhida para empregar a transformada na detecção de quebras de estacionariedade em sinais de sistemas elétricos de potência.

#### 3.1 Transformada de Stockwell

A ST é uma transformada integral janelada com correção de fase, que expressa uma representação tempo-frequência por meio de janelas de comprimentos temporais variáveis, dependendo da frequência considerada. Essas janelas são do tipo Gaussiana com variância relacionada com o inverso da frequência. A definição matemática da ST pode ser expressa por:

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t-\tau)^2 f^2}{2}} e^{-i2\pi ft} dt, \quad (3.1)$$

em que,  $S(\tau, f)$  é a superfície complexa da ST com suas dimensões de tempo ( $\tau$ ) e frequência ( $f$ ) e  $x(t)$  é o sinal contínuo no tempo a ser analisado. Dentro do integrando, pode-se observar o termo  $\frac{|f|}{\sqrt{2\pi}}$ , que representa o valor máximo de amplitude, dependente da frequência que o envelope gaussiano possui. Já o termo  $e^{-\frac{(t-\tau)^2 f^2}{2}}$  representa a modulação dessa amplitude em forma de distribuição gaussiana, onde pode-se ver o termo  $\tau$  como um deslocamento temporal do envelope. Finalmente, o termo  $e^{-i2\pi ft}$  é o responsável pela frequência a ser analisada e é o mesmo que dá ao conjunto um caráter complexo, permitindo que a ST contenha informações do módulo e da fase do sinal analisado (STOCKWELL RG E MANSINHA, 1996).

A (ST) representa uma extensão das concepções da (WT) e da transformada de Fourier, fundamentada em uma janela gaussiana móvel e escalável aplicada a bases senoidais fixas no tempo. Destacam-se algumas características distintivas, como a correção na fase, proporcionando uma visualização mais precisa da superfície, visto que toda a transformada compartilha o mesmo ponto de início. Além disso, sua janela variável em relação à frequência analisada oferece benefícios ausentes na WT (STOCKWELL RG E MANSINHA, 1996).

A ST é uma ferramenta que provê uma janela variável e dependente da frequência ao mesmo tempo que mantém uma direta relação com o espectro de Fourier através da média temporal. Essas vantagens presentes na ST são devidas ao fato de que as ondas senoidais moduladas que servem como base para a transformação não são móveis em

relação ao eixo dos tempos, mas fixas, enquanto a janela gaussiana (que serve como um envelope) é dilatada e transladada (KAPISCH, 2019).

O resultado gerado pela ST consiste em uma superfície complexa que encapsula informações espectrais relacionadas ao tempo e à frequência de um sinal analisado. Uma das informações essenciais extraídas dessa representação é o seu módulo, o qual atua como uma estimativa da amplitude das componentes espectrais que variam no tempo e estão presentes no sinal em questão. Esse módulo da superfície ST proporciona uma representação tridimensional.

A aplicação da ST é guiada por uma abordagem de multi-resolução baseada na janela gaussiana, cuja largura se adapta inversamente à frequência. Isso resulta em uma alta resolução de tempo em frequências mais elevadas, onde a resolução de frequência é menor, e uma menor resolução de tempo em frequências mais baixas, onde a resolução de frequência é maior.

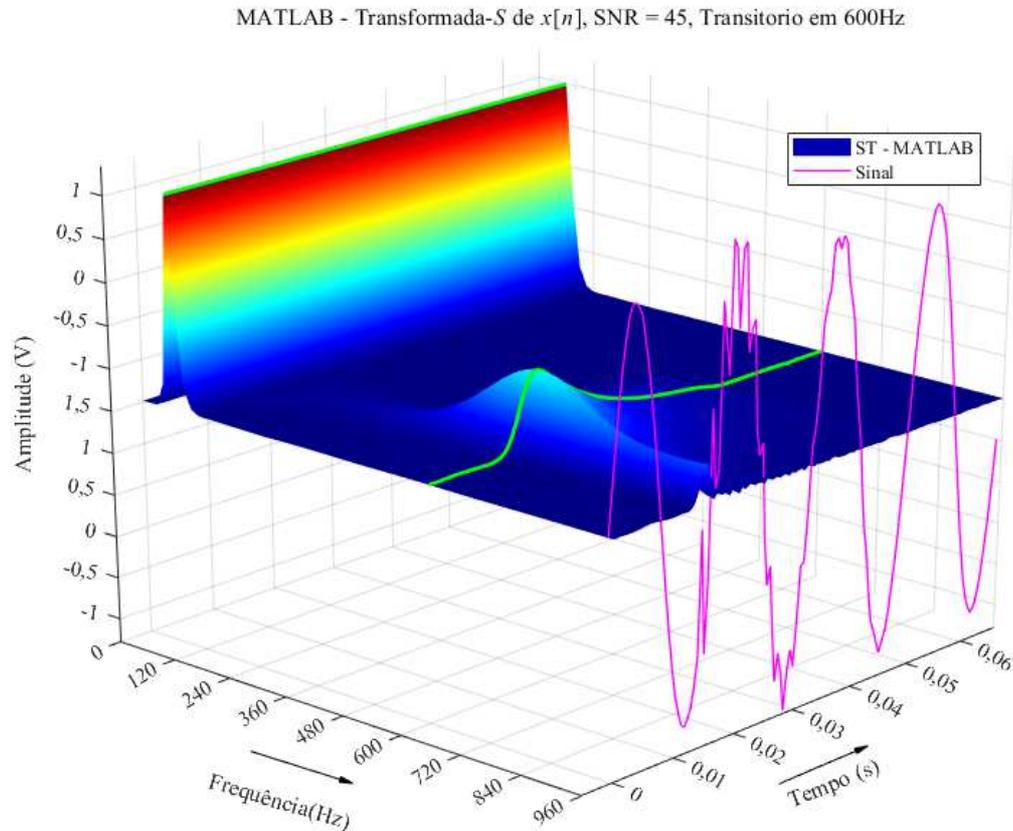
Ao efetuar um corte nessa superfície, fixando um instante de tempo específico  $t_0$ , é extraído o espectro local correspondente a esse ponto temporal. Por outro lado, ao realizar um corte ao longo do eixo temporal e fixar uma determinada frequência  $f_0$ , obtemos o que chamamos de “*voice*” da frequência  $f_0$ . Esse *voice* revela como o componente de frequência  $f_0$  se comporta ao longo do tempo, possibilitando a análise e identificação de possíveis quebras na estacionariedade desse componente ao longo da série temporal.

A Figura 5 ilustra um exemplo da superfície de magnitude da ST, obtida a partir de um sinal no domínio do tempo  $x(t)$ , e representada sobre o eixo temporal por meio de uma linha magenta. É possível observar que o sinal apresenta uma perturbação transitória em torno do segundo ciclo. O espectro de Fourier, calculado por meio da FFT, é representado ao longo do eixo de frequência por uma linha azul.

A superfície foi seccionada por dois planos verticais, indicados em vermelho, posicionados nas frequências correspondentes aos máximos da FFT. Um desses planos está localizado na frequência fundamental do sinal 60 Hz, enquanto o outro está na frequência da perturbação transitória 600 Hz. A interseção desses planos de corte com a superfície gera as componentes associadas às respectivas frequências, as quais são representadas por linhas verdes.

A análise do módulo dessa superfície é um dos pontos cruciais para extrair informações sobre a amplitude das diversas componentes espectrais variáveis no tempo que compõem o sinal. O módulo resultante da matriz proveniente da ST proporciona uma representação tridimensional que permite compreender de forma mais clara e detalhada as características temporais e espectrais do sinal em estudo.

Figura 5 – Superfície da Transformada de Stockwell de um sinal contendo distúrbio.



### 3.2 Transformada Discreta de Stockwell

Devido às restrições inerentes à implementação prática da teoria, torna-se inviável realizar a Transformada de Stockwell Contínua (do inglês, *Continuous Stockwell Transform*) (CST). Nesse contexto, torna-se imperativo adotar uma abordagem de implementação com resolução finita e em um intervalo de tempo limitado. Portanto, é essencial optar pela implementação da Transformada Discretas de Stockwell (do inglês, *Discrete Stockwell Transform*) (DST).

Assim como a CST, a discreta é uma transformada integral janelada com correção de fase, proporcionando uma representação tempo-frequência por meio de elementos fasoriais. No entanto, a implementação discreta descreverá sua superfície em uma matriz finita, e suas janelas apresentarão resolução finita. A DST pode ser definida como mostrado nas equações:

$$H \left[ \frac{n}{NT} \right] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} h[kT] e^{-\frac{i2\pi nk}{N}} \quad (3.2)$$

Sendo  $h[kT]$  o sinal discreto, e  $H[\frac{n}{NT}]$  sua Transformada de Fourier (do inglês, *Fourier Transform*) (FT), onde  $k = 0, 1, 2 \dots N - 1$  representando o índice da amostra,  $T$  o período de amostragem,  $N$  representando o número de pontos do sinal.

A transformada  $S$  de uma série temporal discreta  $h[kT]$  é dada por  $S[r, f]$  (definindo  $f \rightarrow n/NT$  e  $r \rightarrow jT$ ) onde  $f$  é a frequência e  $r$  representa o tempo (STOCKWELL RG E MANSINHA, 1996).

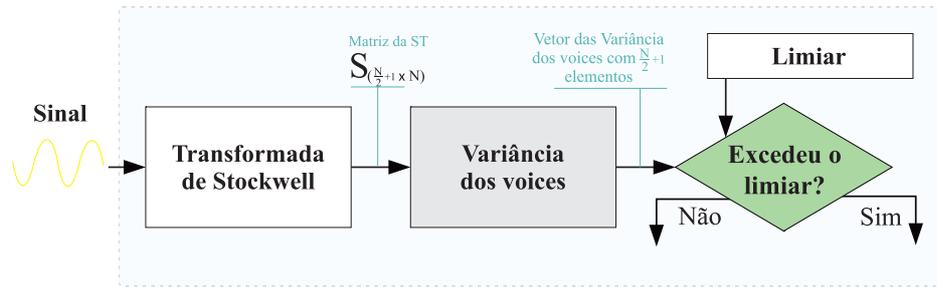
$$S \left[ jT, \frac{n}{NT} \right] = \sum_{m=0}^{N-1} H \left[ \frac{m+n}{NT} \right] e^{-\frac{2\pi^2 m^2}{n^2}} e^{\frac{i2\pi m j}{N}}, n \neq 0 \quad (3.3)$$

Este estudo concentra-se exclusivamente na implementação da técnica em hardware. Entretanto, visando aprimorar a execução da implementação, foram identificadas divergências significativas entre a DST e CST. Fenômenos específicos surgem na versão discreta que não se manifestam na contínua, decorrentes dos truncamentos da janela e da finitude da resolução. Ao restringir temporalmente o sinal, ocorre os efeitos do truncamento pela janela aplicada, o que ocasiona perda de precisão na representação da superfície. Este fenômeno revela-se desproporcional em relação às frequências, uma vez que as frequências mais baixas experimentam janelas temporais mais largas, sujeitas a esse truncamento, enquanto as frequências mais altas experimentam janelas menores, minimizando o impacto. Adicionalmente, a resolução finita do sinal também afeta a interação com a janela gaussiana de maneira significativa. Para frequências mais baixas, essa limitação não resulta em perdas substanciais, já que a largura da janela é capaz de abranger uma quantidade considerável de pontos do sinal. No entanto, para frequências mais altas, a janela perde suas características gaussianas, com poucos pontos do sinal dentro dela, o que produz um efeito semelhante a uma janela impulso, retornando a uma característica do domínio do tempo. Essas observações oferecem uma contribuição substancial para uma compreensão mais abrangente, mesmo diante dos fenômenos que não impedem totalmente a utilização do método de implementação da técnica em questão (BEUTER, 2020).

### 3.3 Variância dos Voices

Para investigar as características da ST na análise não-estacionária de dados, utilizamos um método para detectar discontinuidades na estacionariedade dos sinais. Este método se fundamenta no conceito de variância de *voices*, que descreve a evolução temporal de cada componente da transformada. Essa abordagem viabiliza uma análise detalhada da evolução temporal de cada componente espectral, o que facilita a identificação de possíveis rupturas na estacionariedade em todas as frequências.

Com o objetivo de demonstrar o funcionamento da técnica de detecção de novidade utilizando a ST, apresentamos o procedimento conforme ilustrado no diagrama contido na Figura 6. No referido diagrama, é visualizado o sinal de entrada submetido à ST, resultando na geração de uma matriz  $\mathbf{S}$ . Esta matriz possui  $N$  colunas ou  $N$  espectros locais

Figura 6 – Diagrama do método variância dos *voices*

e  $(\frac{N}{2} + 1)$  linhas ou  $(\frac{N}{2} + 1)$  *voices*, onde  $N$  é o número de pontos da ST. Posteriormente, são calculadas as variâncias de todos os *voices* contidos na matriz  $\mathbf{S}$ , resultando na formação de um vetor  $\mathbf{V}$  com  $(\frac{N}{2} + 1)$  elementos. Este vetor  $\mathbf{V}$  é então comparado com um vetor **Limiar** previamente estabelecido, conforme sugerido na seção 4.3.6. Se um dos valores de  $\mathbf{V}$  exceder o valor correspondente no vetor **Limiar** de mesmo índice, ou seja ( $\exists n : \mathbf{V}[n] > \mathbf{Limiar}[n]$  onde  $n = 1, 2, \dots, (\frac{N}{2} + 1)$ ) o *frame* de sinal será considerado como "novidade".

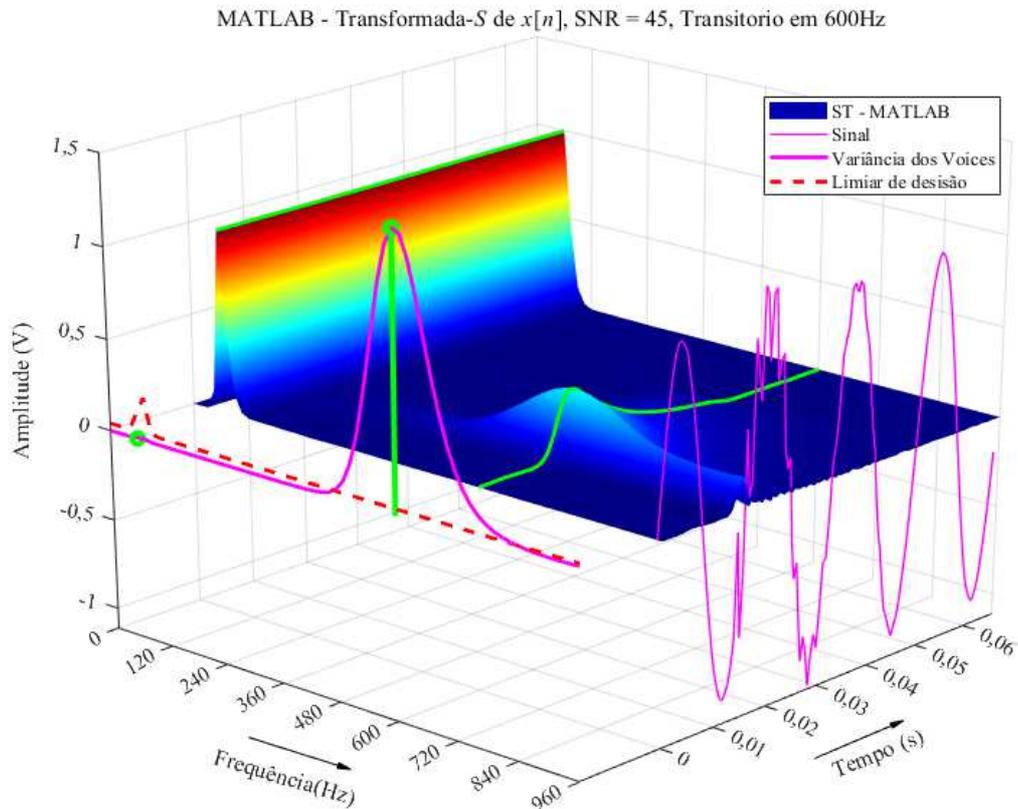
A técnica consiste em segmentar o sinal e calcular a variância do valor absoluto de cada *voice*. Essa abordagem viabiliza a quantificação da quebra de estacionariedade presente no sinal, oferecendo a capacidade de analisar a variação temporal de cada componente de frequência em relação à sua própria estabilidade. Essa análise fornece informações cruciais para identificar padrões ou comportamentos anômalos no sinal.

A partir dessa análise de variância, é possível inferir um valor máximo para a variabilidade de cada *voice*, estabelecendo assim um limiar de decisão. Esse limiar pode ser empregado como critério para identificar e classificar eventos ou mudanças significativas no sinal, possibilitando a ND ou anomalias.

Um aspecto crucial para o método é a seleção do limiar, pois este representa um fator de sensibilidade que determina o que pode ser considerado como novidade ou não. Dado que o conceito de novidade é altamente flexível, existem linhas de transmissão que apresentam uma SNR intrínseca. Portanto, ao definir um limiar, é imperativo considerar suas características, especialmente em relação ao ruído. É de suma importância ressaltar que considerar todo sinal como novidade, exceto quando se desvia do caso ideal, pode resultar em falsos positivos. Tal fenômeno é uma consequência direta da presença dos ruídos inerentes ao SEP, os quais podem induzir interpretações equivocadas acerca da ocorrência de eventos de interesse que se diferenciam do padrão ideal estabelecido.

A Figura 7 ilustra a superfície gerada a partir da Figura 5, na qual foram calculadas as variâncias de todos os *voices*, representadas em magenta ao longo do eixo de frequência. Observa-se que o cálculo dessas variâncias resulta em valores escalares positivos para cada

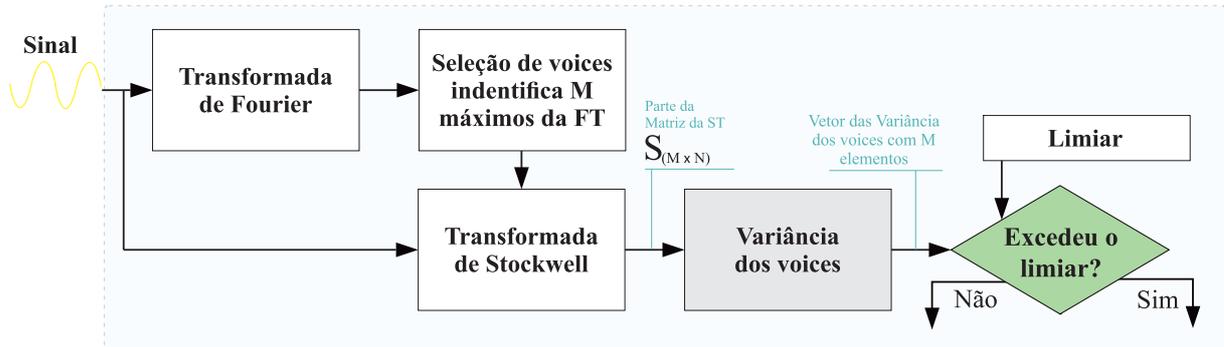
Figura 7 – Superfície da Transformada de Stockwell e resultados da variância de todos os *voices* em relação a um limiar de decisão.



frequência. Notavelmente, o transiente em 600 Hz apresenta uma considerável variação em torno dessa frequência. Através do estabelecimento de um limiar destacado em vermelho tracejado na figura, é possível identificar a ultrapassagem desse limiar, permitindo a detecção da quebra de estacionalidade. Dessa maneira, o método de variância dos *voices* se revela eficaz na identificação dessas mudanças no comportamento do sinal.

### 3.4 Seleção de Voices

Considerando a limitação dos recursos de hardware, a otimização de técnicas torna-se imprescindível, especialmente ao lidar com a computação das variâncias de cada *voice*. Essa operação é notadamente exigente em termos de processamento e requer uma capacidade considerável para ser realizada de maneira eficaz. Dentro desse contexto desafiador, a pesquisa de (KAPISCH, 2019) propôs uma abordagem inovadora conhecida como estratégia de “seleção de *voices*”. Essa estratégia é fundamentada na propriedade da recuperação da FT por meio da soma de todos os espectros locais da ST.

Figura 8 – Diagrama do método de seleção de *voices*

No diagrama retratado na Figura 8, é delineado um esboço da técnica de seleção de *voices*. Inicialmente, o sinal de entrada é submetido à FFT, seguindo-se a identificação de um número  $M$  de máximos do módulo da FFT. Posteriormente, os índices correspondentes a esses  $M$  máximos são selecionados como os *voices* a serem utilizados.

Após essa etapa de seleção, aplica-se a FST ao sinal, calculando apenas os *voices* selecionados, resultando na construção de uma matriz  $S$  com  $N$  colunas e  $M$  linhas ou  $M$  *voices*, em que cada *voice* representa um dos máximos selecionados anteriormente. Em seguida, é calculada a variância dos  $M$  *voices* da matriz  $S$ , resultando na formação de um vetor  $V$  contendo apenas  $M$  elementos.

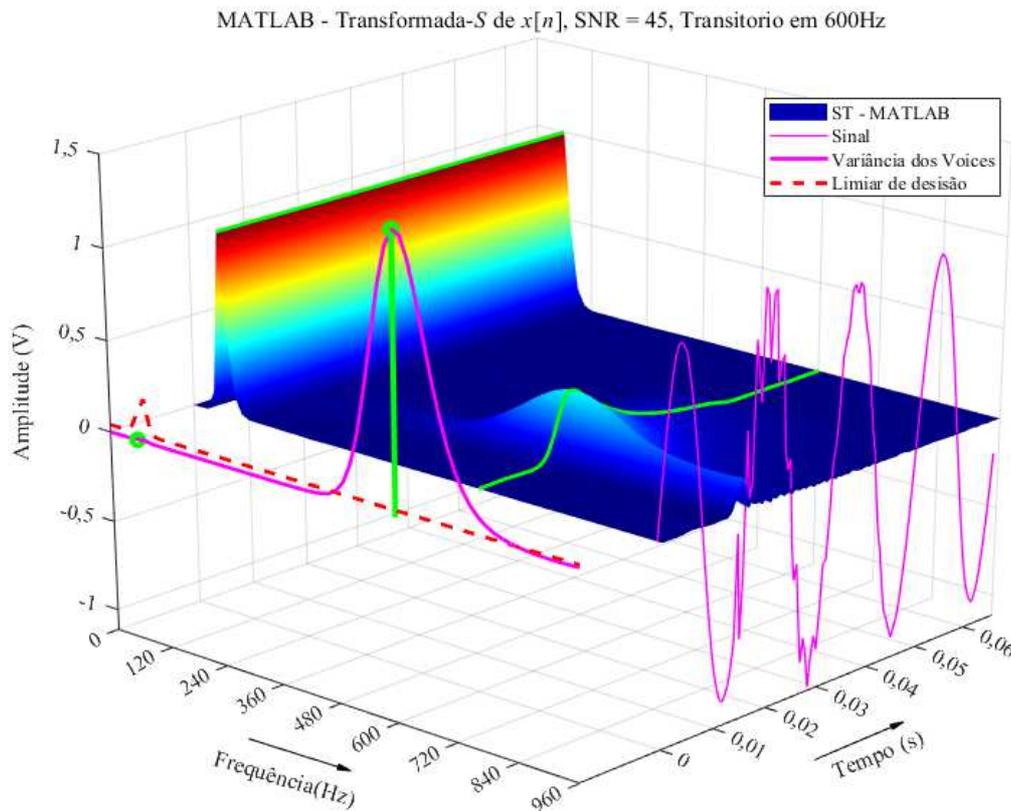
Este vetor  $V$  é então comparado com um vetor **Limiar** previamente estabelecido. Caso pelo menos um dos valores de  $V$  seja maior que o valor correspondente no vetor **Limiar**, o *frame* de sinal é considerado como "novidade". Essa abordagem permite implementar o detector sem a necessidade de calcular toda a transformada  $S$ . A redução resultante apresenta uma relação de  $\frac{N+2}{2M}$ , onde  $N$  representa o número de amostras do *frame* e  $M$  é o número de *voices* selecionados.

Ao explorar essa propriedade específica, a pesquisa demonstrou a capacidade de estabelecer uma conexão significativa entre os “bins” de maior energia identificados na FT e os *voices* que carregam consigo as características de maior variação na representação de tempo e frequência ST. Esse método não apenas reduz a carga computacional exigida para analisar cada *voice* individualmente, mas também oferece uma abordagem mais eficiente para identificar os componentes fundamentais que contribuem significativamente para a variação dos sinais.

No entanto, do ponto de vista teórico, é possível identificar limitações deste método em cenários altamente específicos, caracterizados por condições quase ideais, nos quais uma notável assimetria temporal ocorrendo exatamente no *frame* estando presente em uma frequência particular. Nestas circunstâncias extremas, observaríamos uma representação de baixa energia na FT para o “bin” correspondente. No entanto, a presença de tal

assimetria temporal pode indicar fortemente a existência de variância significativa no *voice*. Portanto, mesmo diante da existência de uma quebra na estacionalidade, esse “bin” não seria selecionado para análise. Essa limitação será devidamente mencionada e discutida nos resultados obtidos, a fim de contextualizar adequadamente os achados e suas implicações.

Figura 9 – Superfície da Transformada de Stockwell exemplificando o uso da técnica de seleção de *voices*.



Como pode ser observado na Figura 9, que corresponde ao exemplo da Figura 5, é possível visualizar em azul o valor absoluto da FT, destacando os máximos identificados em verde. Neste contexto, foram selecionados dois máximos, a saber, 60 Hz e 600 Hz. Ao analisar a representação da superfície de Stockwell, os *voices* associados a 60 Hz e 600 Hz, correspondendo aos máximos da FFT, foram destacados em verde.

No exemplo em questão, esses pontos mostram-se como fortes candidatos a representarem os máximos na região da superfície onde ocorrem perturbações ou ultrapassagens do limiar. No entanto, observa-se que, apesar de 60 Hz ser um máximo na FFT, apresenta uma variação consideravelmente baixa, ficando aquém do limiar estabelecido. Por outro lado, em 600 Hz, além de ser um máximo na FT, exibe uma variação significativa, sendo

suficiente para fundamentar uma decisão, tornando desnecessária a avaliação de outros *voices* de sua vizinhança.

### 3.5 Conclusões Parciais

Este Capítulo apresentou a fundamentação teórica da ST contínua e também a sua formulação para tempo discreto. Foi explicado como a variância dos *voices* é utilizada para a detecção da quebra de estacionariedade e como a seleção de *voices* é utilizada para a redução da carga computacional do método de detecção.

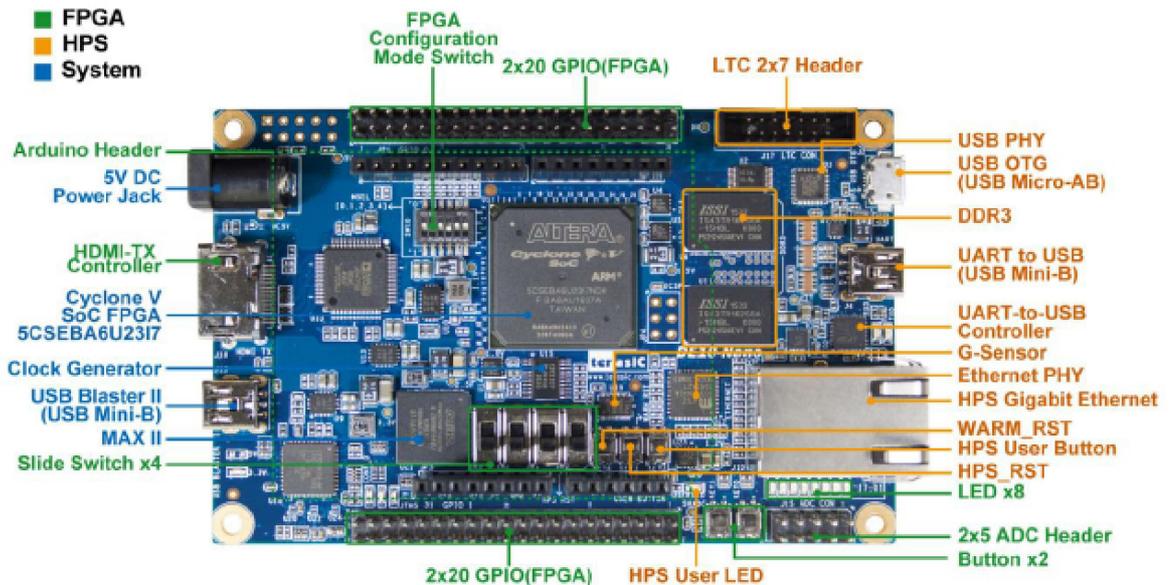
## 4 Arquitetura e Implementação do Hardware de Detecção

Neste capítulo, será descrita de forma detalhada toda a implementação dos componentes de hardware e software relativos ao detector de novidade baseado na ST. Serão dados detalhes sobre as adaptações realizadas para otimizar o algoritmo e contornar as limitações do hardware, além da criação das estruturas de software e armazenamento.

### 4.1 FPGA - Cyclone V

Como mencionado anteriormente, optou-se por empregar um FPGA para atender todas as exigências na criação do detector. O FPGA utilizado está contido no módulo DE10-Nano Development Kit, mostrado na Figura 10. Este módulo apresenta uma sólida plataforma de design de hardware baseada no Intel System-on-Chip (SoC) FPGA. Esse sistema combina os mais recentes núcleos de processamento integrados com a lógica programável líder do setor, proporcionando a máxima flexibilidade no design. Com isso, têm-se acesso ao poder da reconfiguração dinâmica, aliado a um sistema de processamento de alto desempenho e baixo consumo de energia. Além disso, o kit um chip conversor analógico para digital, contendo oito canais de nível de tensão, cada um com 12 bits de precisão, com taxa de amostragem de até 500 ksp/s.

Figura 10 – Kit de desenvolvimento DE10-Nano contendo um FPGA Cyclone V.



O *soft core* da Altera integra um sistema de processamento robusto baseado em ARM (HPS), composto por interfaces de processador (não sendo utilizado neste trabalho), dispositivos *on board* e memória, conectados de forma harmoniosa ao tecido FPGA por meio de um *backbone* de interconexão de alta largura de banda. A placa

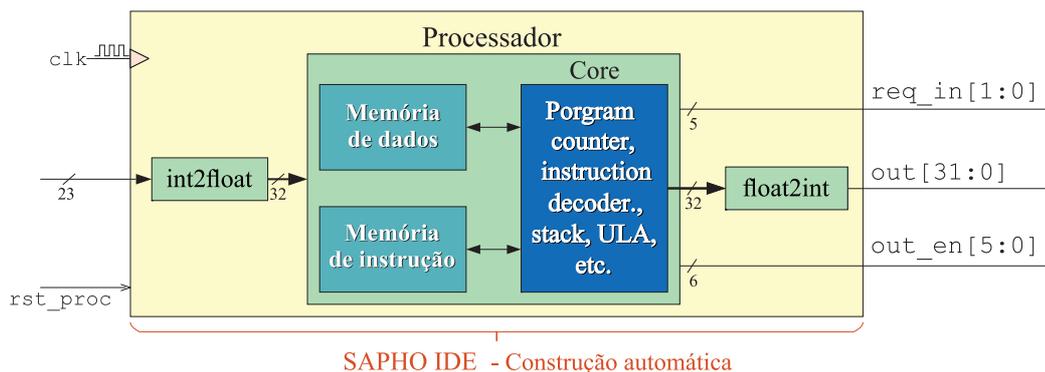
de desenvolvimento DE10-Nano está equipada com memória DDR3 de alta velocidade, capacidades de conversão de sinais analógicos para digitais, conexões Ethernet e uma variedade de outras características, prometendo uma vasta gama de aplicações relacionada amostragem de parâmetros, armazenamento, exibição e comunicação.

## 4.2 Implementação do Hardware

Para viabilizar a criação de um detector de novidade em FPGA com base na teoria da variância dos *voices* da ST, conforme sugerido em (KAPISCH, 2019), é fundamental desenvolver um algoritmo capaz de executar operações sequenciais envolvendo números complexos, como FFT, Transformada Rápida Inversa de Fourier (do inglês, *Inverse Fast Fourier Transform*) (IFFT), estimadores de média e variância. Essas operações são altamente complexas e demandariam uma quantidade significativa de recursos de hardware se fossem descritas diretamente em **Verilog!** (**Verilog!**). Diante dessa complexidade, este trabalho opta por utilizar um processador *soft core* como estratégia para contornar essas dificuldades. Através do sequenciamento de comandos executados por esse processador, é possível implementar todas as operações necessárias de forma a economizar os recursos de hardware do FPGA utilizado. Vale a pena ressaltar que foram realizadas otimizações na ST para tornar sua implementação possível dentro dos recursos e tempo de processamento disponíveis. Este capítulo está dividido em seções que abordam a construção dos elementos de hardware e software.

### 4.2.1 Processador SAPHO

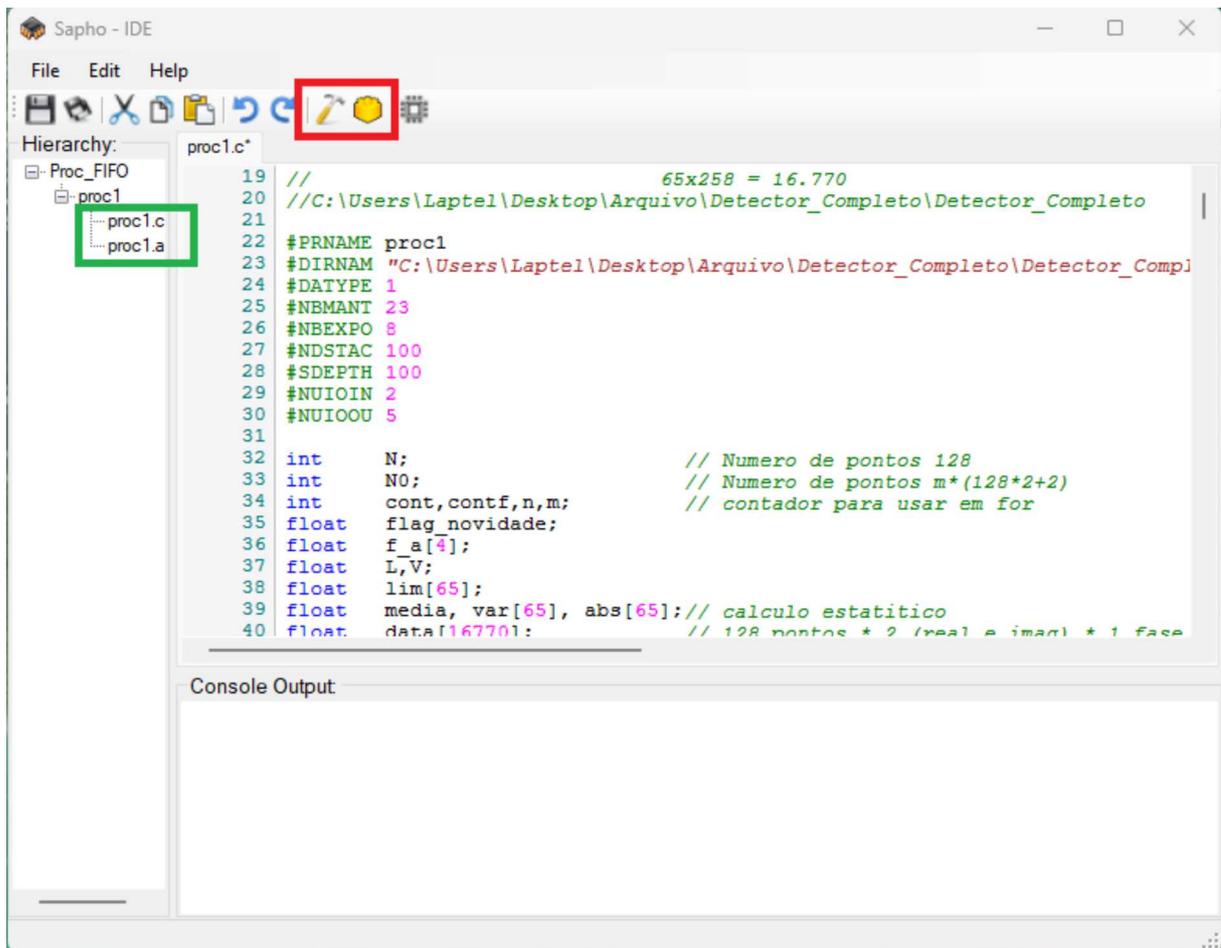
Figura 11 – Diagrama dos Bloco do processador criado através da IDE SAPHO.



Foi utilizado um processador denominado Software Architecture Processor for Hardware Optimization (SAPHO), um *soft core* parametrizável desenvolvido por pesquisadores do Núcleo de Instrumentação e Processamento de Sinais da Universidade Federal de Juiz de Fora (NIPS/UFJF). Esse processador é capaz de realizar operações por meio de circuitos aritméticos tanto em ponto fixo quanto em ponto flutuante. Ao iniciar um projeto, o software cria um repositório contendo os dispositivos digitais descritos em *Verilog*, conforme

exemplificado na Figura 11. Nesta representação, optou-se por uma arquitetura de ponto flutuante de 32 bits, seguindo o padrão IEEE 754. São desenvolvidos automaticamente os blocos de interface tanto para operações fixas-flutuantes quanto flutuante-fixas, bem como blocos de memória e a Unidade Lógica Aritmética (ULA) do processador.

Figura 12 – Plataforma de desenvolvimento do software para o processador SAPHO.



Também é disponibilizada um Ambiente de Desenvolvimento Integrado (do inglês, *Integrated Development Environment*) (IDE) no SAPHO, mostrado na Figura 12, foi criado na linguagem C# (AGUIAR *et al.*, 2020). Seu propósito é oferecer aos usuários a capacidade de executar os compiladores C e Assembler de forma transparente. Ambos os compiladores foram desenvolvidos utilizando as ferramentas flex e bison da GNU, viabilizando a implementação de todas as ferramentas necessárias para a criação do software e parametrização do hardware do processador (LUIZ *et al.*, 2022).

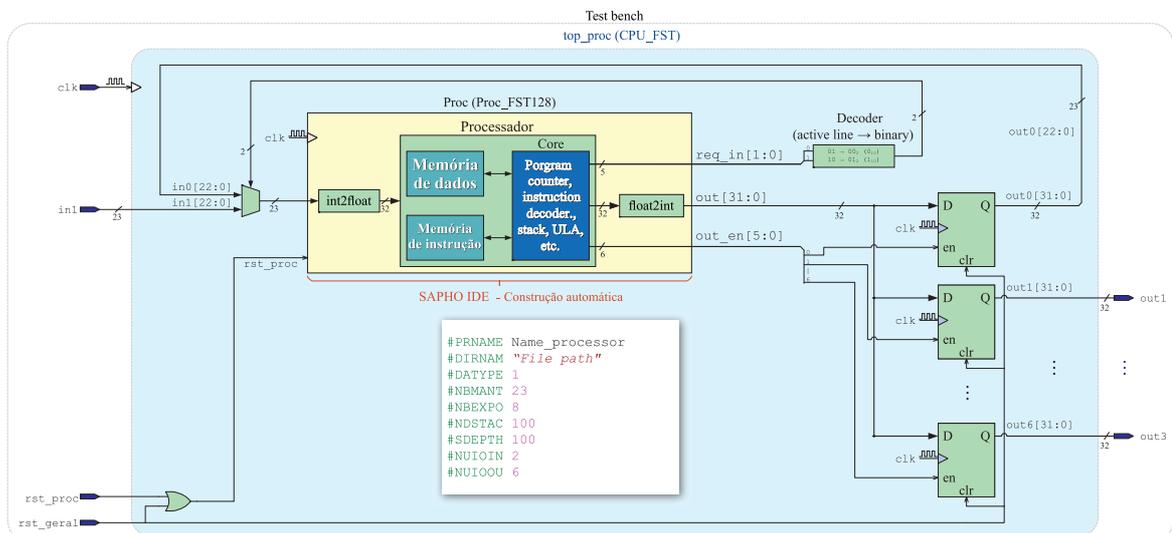
A Figura 12 mostra a IDE, onde a compilação pode ser realizada através do botão, cujo ícone é um martelo, destacado de vermelho, resultando na geração dos arquivos destacados em verde na figura. O código é elaborado na interface do SAPHO utilizando um subconjunto da linguagem C, denominado C+-, desenvolvido também no NIPS/UFJF.

O C++ oferece recursos ausentes na linguagem C convencional, visando otimizar a utilização dos recursos de hardware (LUIZ *et al.*, 2022). A execução do Assembler é feita através do botão cujo ícone é um cubo, destacado de verde na Figura 12, que gera os arquivos binários para serem gravados nas memórias de dados e instruções do processador, bem como os arquivos Verilog a serem instanciados no projeto. Dado que a descrição de hardware do processador SAPHO é realizada em Verilog, os usuários têm a capacidade de interagir para personalizar o processador de acordo com suas necessidades específicas. Esta flexibilidade permite uma adaptação mais precisa do processador às exigências da aplicação do usuário.

#### 4.2.2 Bloco de Interface do Processador

O Bloco de Interface do Processador foi concebido para estabelecer a interface do processador com outros componentes de hardware, já que as interfaces dos processadores gerados possuem apenas um barramento de entrada e um barramento de saída, desta forma é necessário multiplexar as entradas e registrar as saídas. A Figura 13 oferece uma visão mais detalhada das estruturas contidas nesse bloco. É possível identificar os controles de *reset*, *clock* e multiplexador de entradas à esquerda, além dos registradores de saída no lado direito. No centro, encontra-se a instância do processador SAPHO para realizar cálculos.

Figura 13 – Diagrama do Bloco de Interface do Processador.



Ao ser iniciado, o processador SAPHO executa todo o código armazenado em sua memória de programa e, em seguida, encerra sua execução. Por não possuir um *loop* interno ativado automaticamente, é necessário implementar um ciclo de execução utilizando o recurso de *reset*, definido como *rst\_proc*, que reinicia o processador. Dessa forma, o código é executado cada vez que o *reset* é acionado. No entanto, ao reiniciar o

processador, a memória de dados também é reiniciada, o que implica que os valores para determinar uma parte do código como inicialização "fora do *loop*" devem ser definidos externamente ao bloco do processador.

Para solucionar essa questão, foi utilizado o artifício de associar a inicialização do processador à entrada "*int0*" e à saída "*out0*". Desta forma, o software utiliza essa saída como um sinal registrado de inicialização do processador. Isso permite que a parte correspondente do software seja executada apenas durante o primeiro *loop* ou após um *reset* geral.

Adicionalmente, foram desenvolvidos dois métodos distintos para reiniciar o processador SAPHO: um para reiniciar apenas seu "loop" e outro para reiniciar todo o hardware.

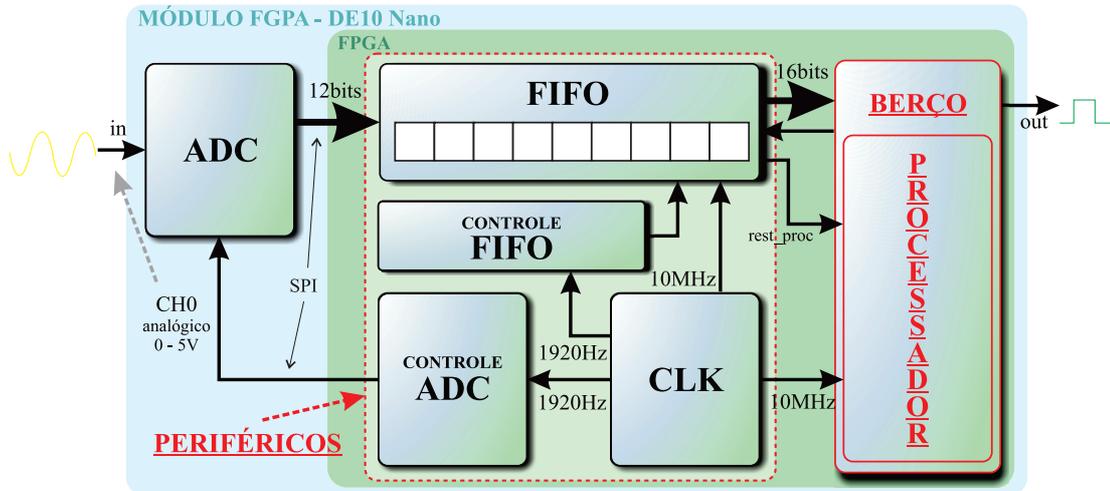
- No primeiro método, *rst\_proc*, é realizado o *reset* apenas do sinal "*rst\_proc*". Isso leva o processador de volta ao início do código, sem passar pela fase de inicialização novamente, permitindo que o *loop* principal seja reiniciado imediatamente.
- No segundo método, *rst\_geral*, além de reiniciar o sinal "*rst\_proc*", também são reiniciados os registradores de saída do processador. Isso faz com que o processador retorne ao início do código, passando pela fase de inicialização novamente antes de executar o restante do código.

#### 4.2.3 Dispositivos *on board* de instrumentação

A exploração das características dos FPGA permite a elaboração de dispositivos *on board* composto por sistemas digitais, a fim de apoiar o processador *soft core*. Esses dispositivos *on board* desempenha um papel crucial no controle dos dispositivos do modo DE10 Nano, como o módulo Conversor analógico-digital (do inglês, *Analog-to-Digital Converter*) (ADC) chip (LTC2308). O ADC oferece uma resolução de 12 bits, uma taxa de amostragem de até 500 ksps e 8 canais de entrada analógica, cobrindo um intervalo de entrada de 0 V a 4,096 V. Além disso, o FPGA inclui dispositivos como um (do inglês, *Phase Locked Loop*) (PLL), utilizado para controlar o *clock* do processador e de outros dispositivos e através de um contador gerar a frequência de amostragem. Adicionalmente, esses dispositivos *on board* é encarregado do armazenamento das amostras, com o objetivo de estabelecer uma estrutura que permita a colaboração eficaz entre o software e o hardware, reduzindo a frequência de interrupções no processador. Para a discretização dos sinais de QEE, o ADC integrado ao kit é empregado, requerendo a configuração adequada de seu funcionamento e controle para atender à taxa de amostragem necessária, tarefa que é realizada por um bloco de controle designado como "Controle ADC".

A segmentação do sinal em *frames* de 128 amostras é efetuada por meio do emprego de uma memória Primeiro a entrar, primeiro a sair (do inglês, *First In First Out*) (FIFO)

Figura 14 – Diagrama da descrição do Hardware.



composta por 128 posições, uma para cada amostra. À medida que o sinal é amostrado, a memória FIFO é preenchida gradualmente, posição por posição. Uma vez que todas as posições da FIFO estão ocupadas, ocorre um reinício do processador, iniciando-se então o processo de descarregamento da FIFO através da leitura dos dados alocados na FIFO pelo ADC. O preenchimento da memória FIFO ocorre em paralelo com o funcionamento do processador. O bloco responsável pelo controle de leitura e escrita da memória FIFO é designado como "Controle FIFO", conforme ilustrado na Figura 14.

Para fornecer os sinais de *clock* necessários ao sistema, é empregado um circuito de PLL presente na FPGA. O bloco de controle de *clock*, denominado "CLK" na Figura 14, fornece os parâmetros essenciais à PLL para garantir a criação e estabilidade de dois *clocks* distintos. O primeiro, operando a uma frequência de 1920 Hz, gerada através da PLL com saída 1.92 MHz em série com um contador modo 100, é responsável pela operação dos dispositivos presentes na interface do processador e nas interface do FPGA, incluindo a aquisição e alocação das amostras na FIFO. O segundo *clock*, operando a uma frequência de 10 MHz, controla o processador SAPHO. Ambos os *clocks* são cruciais para o funcionamento adequado do sistema, garantindo sincronização e *timing* precisos. É relevante observar que esses blocos foram implementados em Verilog, uma linguagem de descrição de hardware amplamente utilizada para o desenvolvimento de sistemas digitais em FPGA.

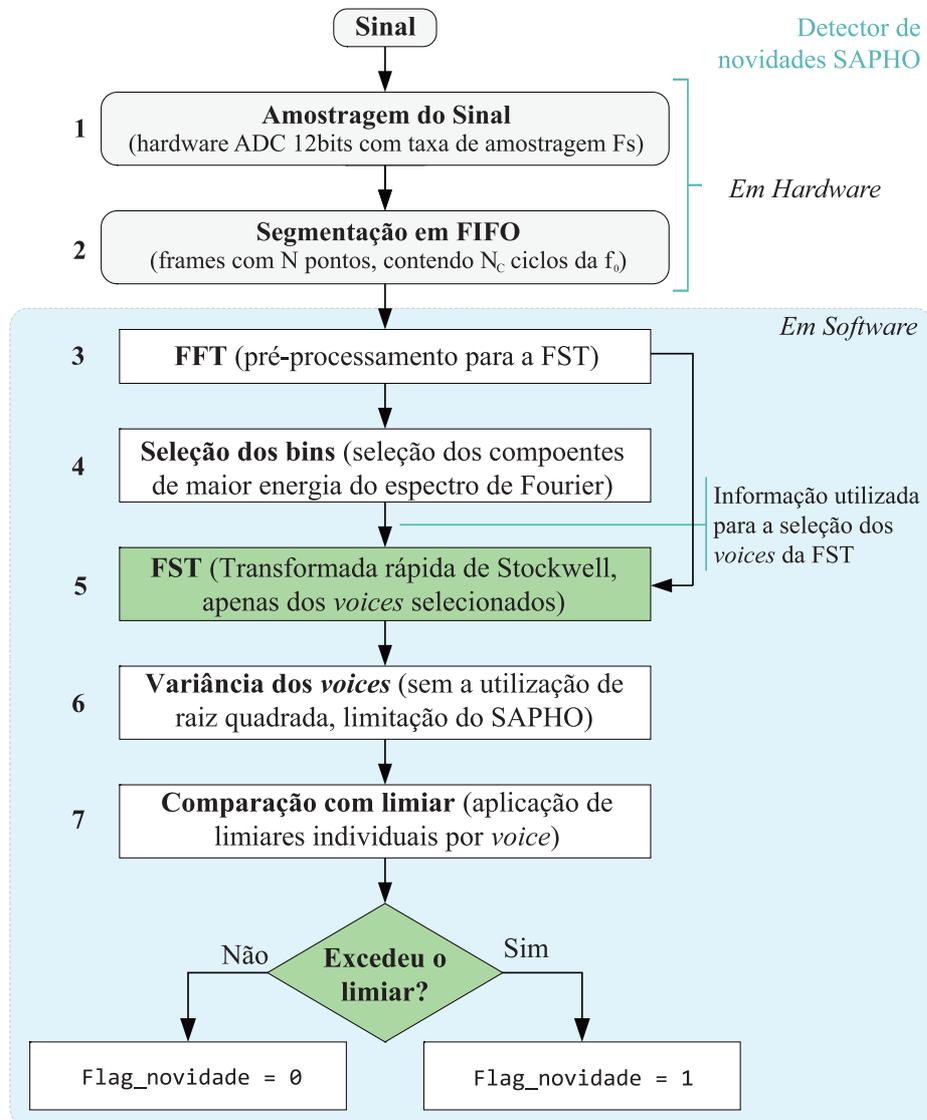
#### 4.3 Software embarco no SAPHO

Após integrar o processador e sua interface de dados na FPGA, o próximo passo envolve a execução dos comandos contidos na memória de instruções desse processador. Estes comandos são originados na plataforma IDE SAPHO. O processo inicia com a

criação desses comandos, os quais são convertidos em instruções Assembly através de um compilador C. Posteriormente, essas instruções são traduzidas em código de máquina por um compilador Assembler, ambos integrados na própria IDE.

A linguagem utilizada para programar o processador SAPHO é uma variante derivada de um subconjunto da linguagem de programação C, nomeada pelo grupo criador do SAPHO como C+-. Dessa forma, a implementação do programa destinado ao processador integrado ao detector de novidade proposto neste projeto é concretizada por meio de um algoritmo desenvolvido na linguagem C+-. Este algoritmo é essencial para a execução das operações e funcionalidades específicas desse processador dentro do contexto do detector.

Figura 15 – Diagrama do algoritmo de detecção.



O programa do detector pode ser delineado através de um diagrama de blocos, conforme ilustrado na Figura 15, o qual descreve as etapas seguintes:

1. **Amostragem do Sinal Analógico e Alocação na FIFO:** Inicialmente, ocorre a conversão do sinal analógico em um sinal digital por meio de um ADC.

2. **Segmentação e armazenamento em FIFO:** Posteriormente, as amostras do sinal agora digital são alocadas na FIFO. Quando a última posição da FIFO é preenchida, o processador é reiniciado e procede-se à leitura dos 128 dados contidos na FIFO, referentes a um *frame* do sinal.

3. **Cálculo da FFT:** A partir das amostras de um *frame*, é realizada a FFT, que é um pré-processamento necessário para a etapa subsequente.

4. **Seleção dos *voices*:** Nesta etapa, são calculados os  $N_{bins}$  máximos do módulo da FFT anteriormente computada. Esses bins correspondem às frequências que serão analisadas pelo detector. Para este detector em particular, foi adotado  $N_{bins} = 4$ .

5. **Cálculo da FST :** A partir dos índices dos *bins* de maior energia, são computados apenas os *voices* correspondentes às frequências selecionadas. Este procedimento é viabilizado pela utilização da FST , que permite o cálculo dos *voices* de forma separada.

6. **Cálculo das variâncias dos *voices*:** Nesta etapa, as variâncias dos *voices* selecionados são calculadas. Foi necessário empregar uma base de cálculo alternativa para a variância.

7. **Comparação com os Valores Limiar:** As variâncias calculadas são comparadas com os valores do limiar previamente calculado, completando assim o processo de detecção.

#### 4.3.1 Segmentação do Sinal em *frame*

A ST é aplicada em *frames* ou quadros, ou seja, realizada após a coleta de todos os dados necessários. Nesse sentido, é essencial segmentar previamente o sinal em um conjunto fixo de pontos. Assim, ao término de cada *frame*, é possível obter a superfície da ST para análise. Um sinal com sua divisão em *frames*, é mostrado na Figura 16

Para selecionar os tamanhos mais adequados na execução deste processo, foi considerado as seguintes características:

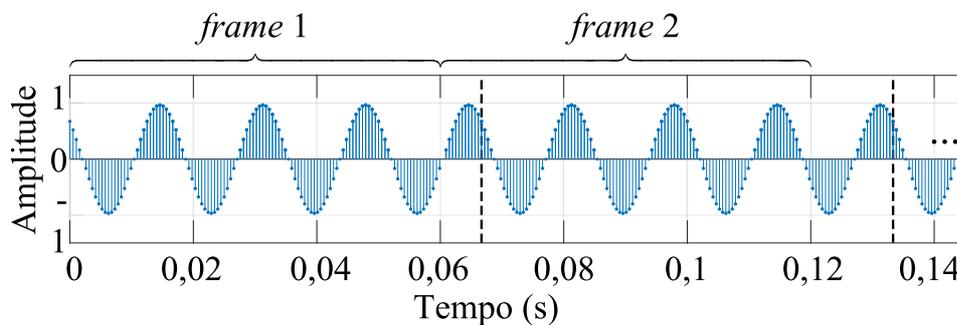
- Propriedades e peculiaridades da superfície resultante da DST incluem a presença de artefatos de borda e um espalhamento espectral mais acentuado em determinadas regiões. Portanto, é fundamental posicionar a frequência fundamental em uma região que apresente a maior resolução temporal, garantindo também que a sua duração corresponda a um número inteiro de ciclos.
- Peso da perturbação na variância: Se o tamanho do *frame* for significativamente grande, é possível que uma perturbação rápida não tenha peso suficiente para

influenciar a variância do *voice* em análise. No entanto, em *frames* menores, essa perturbação tende a ter um impacto mais pronunciado na variância.

- A resolução de frequência, tal como observado na DST, está intrinsecamente relacionada ao número de pontos utilizados no processo. Uma resolução mais refinada é crucial para a capacidade do dispositivo em detectar e distinguir com precisão diferentes frequências no sinal analisado. Garantir uma resolução adequada é fundamental para uma análise detalhada e confiável dos componentes de frequência presentes no sinal, permitindo uma identificação mais precisa de características específicas.
- O custo computacional aumenta à medida que o número de pontos cresce, seguindo uma relação logarítmica. Esse aumento é representado de forma ilustrativa pela equação  $O(N \log(N))$ , evidenciando a relação direta entre o número de pontos processados e o custo computacional associado.

Portanto, levando em consideração os fatores mencionados anteriormente e após a realização de alguns testes, foi selecionado o tamanho do *frame* de  $N_c = 4$  ciclos da frequência fundamental  $f_1 = 60$  Hz. Assim, a frequência de amostragem é igual a  $F_s = f_1 \times \frac{N}{N_c} = f_0 \times \frac{N}{4}$ .

Figura 16 – Segmentação do sinal em *frames*.



A frequência de amostragem adotada foi de  $1920\text{Hz}$ , equivalente a 32 pontos por ciclo da frequência fundamental, resultando em  $N = 128$  pontos por *frame* analisado. A Figura 16 apresenta um exemplo de sinal segmentado conforme mencionado anteriormente.

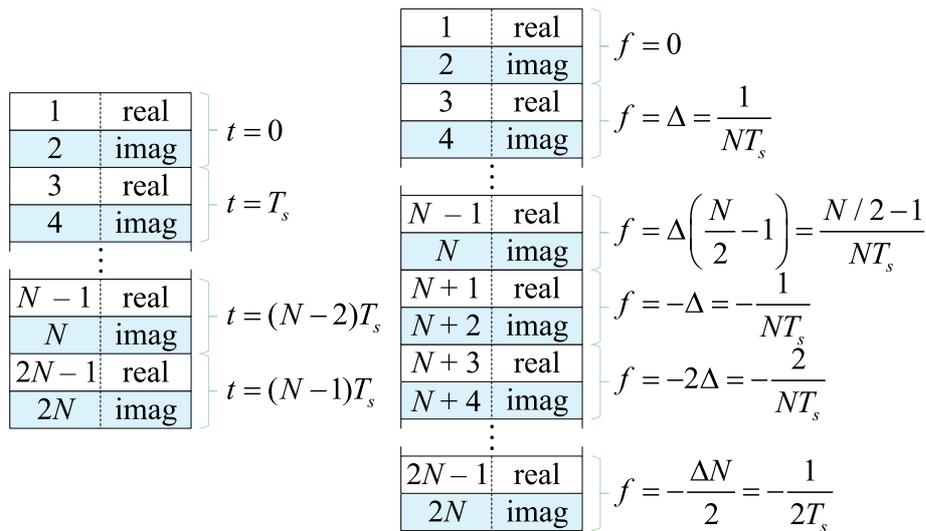
#### 4.3.1.1 Vetor Matriz

A implementação da ST exige a utilização de bibliotecas de *array* de matrizes, recursos indisponíveis para C++. Diante dessa limitação, foi desenvolvida uma maneira específica para a representação de matrizes complexas, em que tanto a parte real quanto a parte imaginária de cada elemento da matriz, são armazenadas em sequência em um único *array*. Adicionalmente, devido a particularidades na implementação da FFT e IFFT, é necessário inserir um zero no início e outro no final de cada linha da matriz. Isso resulta em

um tamanho de  $\bar{M} = (2N + 2)$  para cada linha. Considerando uma matriz de dimensões  $\bar{M} \times \bar{N}$ , em que  $\bar{N} = \left(\frac{N}{2} + 1\right)$  e com índices  $m \times n$ , sendo os índices correspondentes ao vetor contendo a parte real e a parte imaginária são dados por  $(m - 1)(2N + 2) + (2n - 1)$  e  $(m - 1)(2N + 2) + (2n)$ , respectivamente.

A Figura 17 (a) apresenta a organização dos dados reais e imaginários de um sinal no domínio temporal. Apesar de o sinal ser composto exclusivamente por números reais, ele é tratado como dados complexos. Por outro lado, a Figura 17 (b) ilustra a estrutura de uma única linha da matriz que representa um sinal no domínio da frequência. Nessa representação, cada elemento é considerado como um número complexo. Vale ressaltar que, tanto na Figura (a) quanto na Figura (b), os valores 0 no início e no final do vetor não são mostrados, e cada componente real e imaginário é representado sequencialmente. É possível definir que as linhas subsequentes serão alocadas da mesma forma, avançando  $(m - 1)(2N + 2)$  posições à frente, onde  $m$  é o índice da linha.

Figura 17 – Alocação da parte real e imaginária em um vetor



#### 4.3.2 Implementação da FFT

Para a implementação do detector, é necessário utilizar a FFT, a qual desempenhará um papel importante na seleção de *voices* e na FST. A implementação da FFT e IFFT no SAPHO teve como base o trabalho de (PRESS *et al.*, 2003), contendo apenas algumas modificações para se adaptar às particularidades da linguagem C++. Um detalhe crucial dessa implementação é a organização dos *arrays* de entrada e saída, essencial para a análise espectral. Na Figura 17, é possível visualizar a disposição dos *arrays* de dados de entrada (à esquerda) e saída (à direita), representando, respectivamente, o sinal analisado de entrada e o resultado da FFT aplicada a ele. Nesta figura,  $\Delta$  representa a resolução na

frequência. O programa consegue lidar tanto com sinais reais quanto imaginários. No caso de um sinal ser real, foi considerado a parte imaginária de cada amostra como nula.

### 4.3.3 Seleção de Bins

Para selecionar os *bins* de energia mais altos da FFT, são calculadas as magnitudes de todos os *bins* do modulo da FFT e é realizada a ordenação dos mesmos do maior para o menor. O número de *voices* calculado está relacionado ao número  $N_{\max}$  de bins de maiores energias selecionados. Devido à característica de esparsidade dos sinais de QEE, neste trabalho foi adotado  $N_{\max} = 4$ .

### 4.3.4 Transformada Rápida de Stockwell

Com o propósito de viabilizar e aprimorar a implementação da ST, este trabalho propõe uma adaptação que, por meio de manipulações matemáticas na equação (3.1), resulta na equação (4.12). Essa abordagem possibilita a utilização de características de transformadas rápidas, como FFT e IFFT, para o cálculo da ST. Para o desenvolvimento deste trabalho, utilizou-se o conceito de Transformada S ortogonalizada, conforme descrito na (YAN; ZHU, 2023). Neste método, a janela é aplicada no domínio da frequência. Nesse processo, todas as propriedades matemáticas da formulação contínua da ST são mantidas. A implementação proposta, em sua forma completa (sem a seleção de *voices*), aproxima o processamento necessário a aproximadamente  $(N/2 + 1)$  FFT, onde  $N$  é o número de pontos contidos no *frame*. Essa adaptação, denominada FST, destaca-se ao reduzir o esforço computacional, ao mesmo tempo que se beneficia dos recursos “rápidos” de outras transformadas.

A seguir, serão delineados os passos matemáticos para derivar as equações da FST. Considerando a janela gaussiana deslizante dependente da frequência, representada por  $g(t, f)$ , com deslocamento temporal  $\tau$ ,

$$g(t - \tau, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t-\tau)^2 f^2}{2}}, \quad (4.1)$$

pode-se reescrever (3.1) como:

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)g(t - \tau, f)e^{-j2\pi ft} dt \quad (4.2)$$

Observando a Equação (4.2), é possível perceber que o seu lado direito se trata da transformada de Fourier do sinal  $x(t)g(t - \tau, f)$ , onde  $\tau$  e  $f$  são constantes em relação a transformada:

$$S(\tau, f) = \mathcal{F} \{x(t).g(t - \tau, f)\} \quad (4.3)$$

Aplicando a propriedade da Convolução:

$$S(\tau, f) = \mathcal{F} \{x(t)\} \otimes \mathcal{F} \{g(t - \tau, f)\} \quad (4.4)$$

a variável referente ao domínio da frequência foi definida com  $f'$  afim de diferencia de  $f$  referente a frequência analisada, assim temos  $f' \neq f$ , utilizando a propriedade da translação temos:

$$S(\tau, f) = \mathcal{F} \{x(t)\} \otimes e^{-j2\pi f' \tau} \mathcal{F} \{g(t, f)\} \quad (4.5)$$

$$S(\tau, f) = X(f') \otimes e^{-j2\pi f' \tau} G(f') \quad (4.6)$$

resolvendo primeiramente  $G(f')$ :

$$G(f') = \mathcal{F} \left\{ \frac{|f|}{2\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2 f^2}{2}} \right\} = \frac{|f|}{2\sqrt{2\pi}} \left\{ \frac{1}{\sqrt{f^2}} e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{2\pi f'}{f} \right)^2} \right\} \quad (4.7)$$

substituindo (4.6) em (4.7):

$$S(\tau, f) = X(f') \otimes \left\{ e^{-j2\pi f' \tau} \frac{1}{2\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{2\pi f'}{f} \right)^2} \right\} \quad (4.8)$$

Aplicando a convolução:

$$S(\tau, f) = \frac{1}{2\sqrt{2\pi}} \left\{ \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} X(f - f') e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{2\pi f'}{f} \right)^2} e^{-j2\pi f' \tau} df' \right\} \quad (4.9)$$

Rearranjando a equação temos:

$$S(\tau, f) = \frac{1}{2} \left\{ \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \left\{ X(f' - f) e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{2\pi f'}{f} \right)^2} \right\} e^{j2\pi f' \tau} df' \right\} \quad (4.10)$$

$$S(\tau, f) = \frac{1}{2} \mathcal{F}^{-1} \left\{ X(f' - f) e^{\frac{1}{2} \left( \frac{2\pi f'}{f} \right)^2} \right\} \quad (4.11)$$

A equação (4.11) pode ser descrita de forma discreta como a FST:

$$\mathbf{S} \left[ mT, \frac{n}{NT} \right] = \frac{1}{2} \mathcal{F}^{-1} \left\{ \underbrace{X \left( F_s k - \frac{n}{NT} \right)}_{=\mathbf{H}(k,n) \text{ "toeplitz"}} \odot \mathbf{G}_0 \left( 2\pi F_s k, \frac{n}{NT} \right) \right\}, \quad (4.12)$$

A equação 4.12 preserva todas as propriedades matemáticas da DST. Nessa equação:  $\mathbf{S} \left[ mT, \frac{n}{NT} \right]$  é a matriz bidimensional complexa resultante do cálculo da FST, cuja primeira dimensão  $mT$  representa a dimensão temporal e a segunda  $\frac{n}{NT}$  representa a dimensão de frequência, sendo  $T = \frac{1}{F_s}$  o período de amostragem;  $\mathcal{F}^{-1} \cdot$  representa a IFFT;  $X(f')$  é a FFT de  $x(t)$ ; e  $\odot$ , é o produto ponto a ponto das matrizes  $\mathbf{H}$ , que é uma matriz "toeplitz", criada através do deslocamento do sinal  $X(f')$  onde cada linha da matriz  $\mathbf{H}$  e formada pelo  $X(f')$  e deslocado de um posição. Assim a matriz  $\mathbf{G}_0$ , definida por:

$$\mathbf{G}_0 \left[ F_s k, \frac{n}{NT} \right] = e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{2\pi F_s k}{NT} \right)^2}, \quad (4.13)$$

em que,  $m, k = 0, 1, 2 \dots N - 1$  e  $n = 0, 1, 2 \dots \frac{N}{2} - 1$ .

Considerando uma frequência de amostragem fixa  $F_s$ , a matriz  $\mathbf{G}_0(F_s k, \frac{n}{NT})$  é caracterizada pela sua dependência exclusiva do comprimento do *frame*  $N$ . Esta matriz pode ser calculada previamente e armazenada em memória, pois sua constância durante a execução do algoritmo é garantida. Durante a operação, a matriz  $\mathbf{H}(k, n)$ , que representa a matriz "toeplitz" baseada no espectro do sinal, é multiplicada ponto a ponto pela matriz  $\mathbf{G}_0$ . O resultado desta multiplicação é a matriz que, após a aplicação da IFFT em todas as suas linhas, resultará na matriz da FST  $((\frac{N}{2} + 1) \times N)$  elementos complexos, contendo  $N$  espectros locais e  $\frac{N}{2}$  *voices*.

$$\mathbf{S} \left[ mT, \frac{n}{NT} \right] = \mathcal{F}^{-1} \left\{ \underbrace{\begin{bmatrix} X[0] & X[1] & X[2] & \dots & X[N-1] \\ X[-1] & X[0] & X[3] & \dots & X[N-2] \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X[-\frac{N}{2}] & X[0] & X[3] & \dots & X[N-\frac{N}{2}-1] \end{bmatrix}}_{\mathbf{H}[k,n]} \odot \mathbf{G}_0[k, n] \right\}, \quad (4.14)$$

Para simplificar o processo, mostrado em 4.14, é criada previamente a matriz  $\mathbf{G}_0$  e realizada a multiplicação ponto a ponto com os elementos da matriz  $\mathbf{H}$ , obtida através da matriz "toeplitz" da FFT do *frame* do sinal. Esta FFT, por sua vez, já é previamente calculada para a utilização da técnica de seleção de *voices*. Posteriormente, é realizada a IFFT em cada linha da matriz resultante, retornando assim a matriz de Stockwell. Este procedimento otimiza a eficiência computacional da ST fazendo com que seja necessário  $\frac{N}{2}$  IFFT, uma FFT e  $N^2$  multiplicações ponto a ponto e facilita sua implementação em tempo real.

Código 4.1 – Referente a função da Transformada Rápida de Stockwell em C++

```

1 void fst_HG(int Np, int voice)
2 // fst_HG((N=resolução, voice=linhaMatriz) fst sem ifft
3 // Matriz dataG e fixa e previamente instalada
4 {
5     m = voice;
6     NO = (m)*(Np*2+2);
7     data[NO +0] = 0.0; // zero no inicio de cada linha
8     data[NO+ Np*2+1] = 0.0; // zero no final de cada linha
9     n = 2;
10    while(n < Np*2 +2)
11    {
12        if(n+m*2 +1 < Np*2+3) //n+m*2 +1 <= N*2+2

```

```

13     {
14         data[N0+n+2*m-1] = dataG[(m-1)*Np+m+n/2-1]*data[n-1];
15         data[N0+n+2*m]   = dataG[(m-1)*Np+m+n/2-1]*data[n];
16     }
17     if((m*2 - n +1) > 0)    //m*2-n+1 > 0
18     {
19         data[N0+2*m-n+1] = dataG[(m-1)*Np+m-n/2]*data[n+1];
20         data[N0+2*m-n+2] = dataG[(m-1)*Np+m-n/2]*-1*data[n+2];
21     }
22     n = n+2;
23 }
24 fft(128,N0,-1); // Transformada IFFT "terceiro parametro -1" é
25 }

```

O código que implementa da FST proposta é mostrado em Código 4.1, onde o algoritmo é detalhado e implementado em C++. Este código é essencial para compreender a aplicação prática da técnica de ST e pode servir como uma valiosa referência para a implementação de sistemas de ND baseados nessa abordagem em diferentes contextos de pesquisa e desenvolvimento.

#### 4.3.5 Variância dos *voices*

Devido às restrições das operações matemáticas suportadas pelo conjunto de instruções da linguagem C++ do processador, especialmente a operação de raiz quadrada, foi necessário adotar uma abordagem alternativa para calcular a variância. Nessa abordagem, o módulo do *voice* é elevado ao quadrado, conforme descrito na equação (4.15).

$$Var_n = \sum_{m=1}^N \frac{(|\mathbf{v}_n[m]|^2 - \overline{|\mathbf{v}_n|^2})^2}{N}, \quad (4.15)$$

onde  $\mathbf{v}_n$  é o vetor de elementos complexos que representa o  $n$ -ésimo *voice* e  $Var_n$  é a variância de seus módulos ao quadrado. A progressão no desenvolvimento do código para calcular a variância pode ser identificada no Código 4.2, que descreve a função "statistic()" implementada em C++ para a plataforma SAPHO. Nesta função, primeiramente é calculada a média dos dados do conjunto de voz em questão, seguida pela obtenção da variância. Como resultado ou retorno da função, temos um vetor "Var[]" contendo apenas a posição selecionada com o valor calculado da variância em questão. Este código exemplifica a evolução na implementação do algoritmo de cálculo da variância, destacando o refinamento das técnicas e estruturas de dados utilizadas para esse fim específico.

Código 4.2 – Referente a variância dos *voices* selecionados em C++

```

1 void variancia(int Np, int linha)
2 // statistic(N=resolução, linha=linhadaMatriz)

```

```

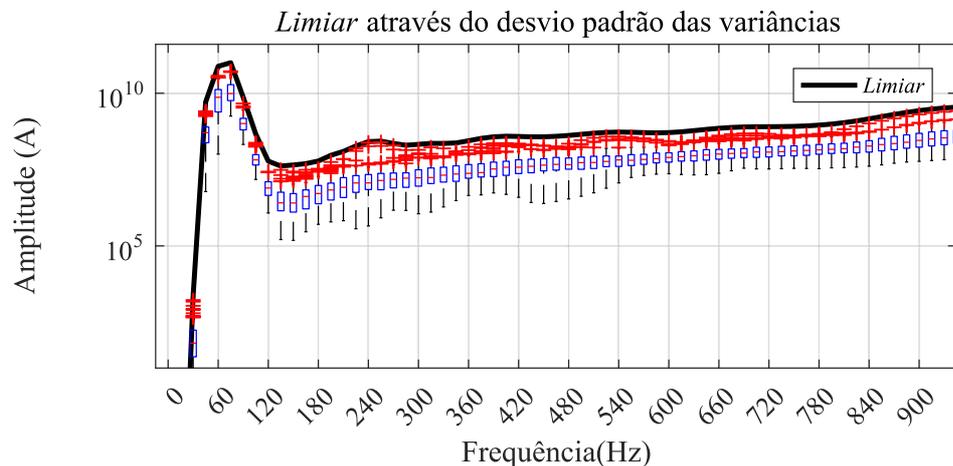
3 {
4     media = 0.0;
5     contf = 0;
6     while(contf < Np) // [0 : 1 : 127] ===== Media e abs^2
7     {
8         abs[contf] = (1/(Np*Np*100))*( data[2*contf +1 + linha*(Np*2+2)
9         ] * data[2*contf +1 + linha*(Np*2+2)] + data[2*contf +2 + linha*(Np
10        *2+2)] * data[2*contf +2 + linha*(Np*2+2)] );
11        media = media + ( abs[contf]/Np );
12        contf = contf + 1;
13    }
14
15    var[linha] = 0.0;
16    contf = 0;
17    while(contf < Np) // [0 : 1 : 127] ===== Variância
18    {
19        var[linha] = var[linha] + ((abs[contf] - media)*(abs[contf] -
20        media))/(Np-1);
21        contf = contf + 1;
22    }
23    //retorna Vetor Var[] apenas os variância do voices selecionados
24 }

```

#### 4.3.6 Criação do Limiar

Para desenvolver um detector viável a ser implementado, foi imprescindível considerar certas características intrínsecas do sistema elétrico de potência, notadamente a presença constante de ruídos de baixa intensidade em diferentes partes da rede. A fim de garantir um desempenho funcional do detector, tornou-se necessário introduzir uma certa flexibilidade em seu limiar, evitando assim a ocorrência de falsos positivos durante a detecção.

Figura 18 – Limiar obtido através do desvio padrão de cada *bin*.



Para esse propósito, conforme descrito no Código 4.3, foram gerados 1000 *frames* de sinal com amplitude unitária no ambiente do MATLAB®, cada um contaminado por um ruído com SNR de 30 dB (considerando SNR abaixo de 30 dB como "novidade"). Em seguida, são extraídas as variâncias das componentes de interesse, os denominados *voices*, presentes nos sinais.

Código 4.3 – Referente a função da Transformada Rápida de Stockwell em C++

```

1 Fs = 60*128/4;
2 Ts = 1/Fs;
3
4 tempo = 0:Ts:(1/60*4 - Ts);
5 x = sin(2*pi*60.*tempo(1:128));
6 ruído = 30;
7
8 k = (1*2/2^12) * 1.1; % fundo de escala
9
10 x_q = fix(x/k); % quantização
11
12
13 for i = 1:1000
14     x_a = awgn(x_q,ruído); % Sinal + ruído
15     ST(:, :, i) = stran(x_a); % Transformada de Stockwell
16     Var(:, i) = var(abs(ST(:, :, i)')^2); % Variância de todos os
    voices
17 end
18
19 Limiar = mean(Var') + 3*std(Var'); % Limiar usado para o Hardware

```

A partir dessas variâncias, foi estabelecida uma linha de limiares, garantindo que ela fosse superior a todas as variâncias dos *frames* corrompidos. Foi adotado um limiar correspondente a média mais três vezes o desvio padrão das variâncias dos *voices*, como evidenciado na Figura 18 assegurando que 99,9% das possíveis variâncias dos *frames* que possuem SNR superior a 30 dB permanecessem abaixo desse limiar estabelecido.

Código 4.4 – Referente tomada de decisão em C++

```

1 void Limiar(int Np, int linha)
2 // Limiar(N=resolução, linha=linhadaMatriz)
3 {
4     L = (100000*lim[linha]/10000); //correção de escala
5     V = (var[linha]/100000); //correção de escala
6     if(L < V)
7     {
8         flag_novidade = 1; //novidade
9     }
10    else
11    {

```

```
12     flag_novidade = 0; //~novidade
13 }
14 // retorna flag_novidade avaliando apenas os voices selecionados
15 }
```

Para concluir, o limiar é comparado aos valores calculados, constituindo o critério de decisão do detector, conforme demonstrado na função "Limiar[]" descrita no Código 4.4. Este procedimento representa um estágio crucial no processo de detecção, onde o limiar é empregado como referência para determinar se os valores observados excedem ou não um limite pré-estabelecido. Através dessa comparação, o sistema de detecção pode identificar eventos de interesse ou anomalias com base na discrepância entre os valores medidos e o limiar definido. Essa etapa ilustra a aplicação prática do limiar como um elemento fundamental na tomada de decisão do detector, contribuindo para sua eficácia e precisão na detecção de eventos específicos.

#### 4.4 Conclusões Parciais

Neste Capítulo foi apresentada a descrição detalhada de cada etapa da implementação do algoritmo do detector de novidade. Foi mostrada também a formulação matemática que tornou possível a implementação da FST, que tornou possível a o calculo da ST no processador embarcado no FPGA.

## 5 Resultados e Avaliação do Hardware Implementado

Este capítulo expõe os resultados obtidos a partir, tanto da simulação quanto dos experimentos, realizados com o detector de novidade proposto. Os resultados da simulação foram produzidos por meio da simulação funcional do detector implementado em FPGA, utilizando o software Modelsim. Esse enfoque visa proporcionar uma compreensão mais aprofundada de alguns detalhes da implementação. Já os resultados experimentais validam a eficácia do método proposto em tempo real, através de testes conduzidos com sinais tanto sintéticos quanto reais.

### 5.1 Resultados de Simulação Funcional

No que se refere aos resultados da simulação funcional, procedeu-se em duas etapas distintas, as quais envolveram a criação de duas versões do detector, com o intuito de possibilitar uma análise comparativa. Na primeira versão, optou-se pela utilização da FST, na qual todos os *voices* são calculados, visando avaliar o algoritmo desenvolvido e validar as funções do software, incluindo a implementação da transformada e os cálculos realizados. Já na segunda versão, implementou-se a estratégia de seleção de *voices*, objetivando a redução da complexidade computacional. Nesse contexto, foi possível avaliar e comparar os resultados de otimização computacional. Os resultados de ambas as simulações, gerados pelo Modelsim, foram confrontados com aqueles obtidos no ambiente MATLAB®.

#### 5.1.1 Resultados de Simulação sem seleção de *voices*

Na primeira simulação, foi gerado um *frame* contendo 4 ciclos do componente fundamental, no qual aos 0.014 s inicia-se um distúrbio do tipo transitório oscilatório com frequência de 600 Hz que decai exponencialmente. A fim de verificar a precisão do processo de quantização do sinal de entrada, necessário para realizar a entrada de dados no processador embarcado, o resultado obtido pelo Modelsim foi comparado com o sinal original, gerado no MATLAB®. Para a quantização, foram utilizados 12 bits. Os dois sinais, estão mostrados na Figura 19, onde é possível comparar a quantização, e notar que a utilização de 12bits de resolução é satisfatória para o método de detecção.

Os resultados da FFT aplicada ao *frame* em teste realizado na FPGA são comparados com os resultados obtidos no MATLAB® na Figura 20. Pode-se observar que os resultados obtidos pelo processador embarcado na FPGA coincidem com os resultados obtidos no MATLAB®.

Após a comparação dos resultados da FFT, a matriz completa de ST foi calculada pelo processador embarcado SAPHO. Sua magnitude foi calculada, resultando na superfície tridimensional visualizada na Figura 21.

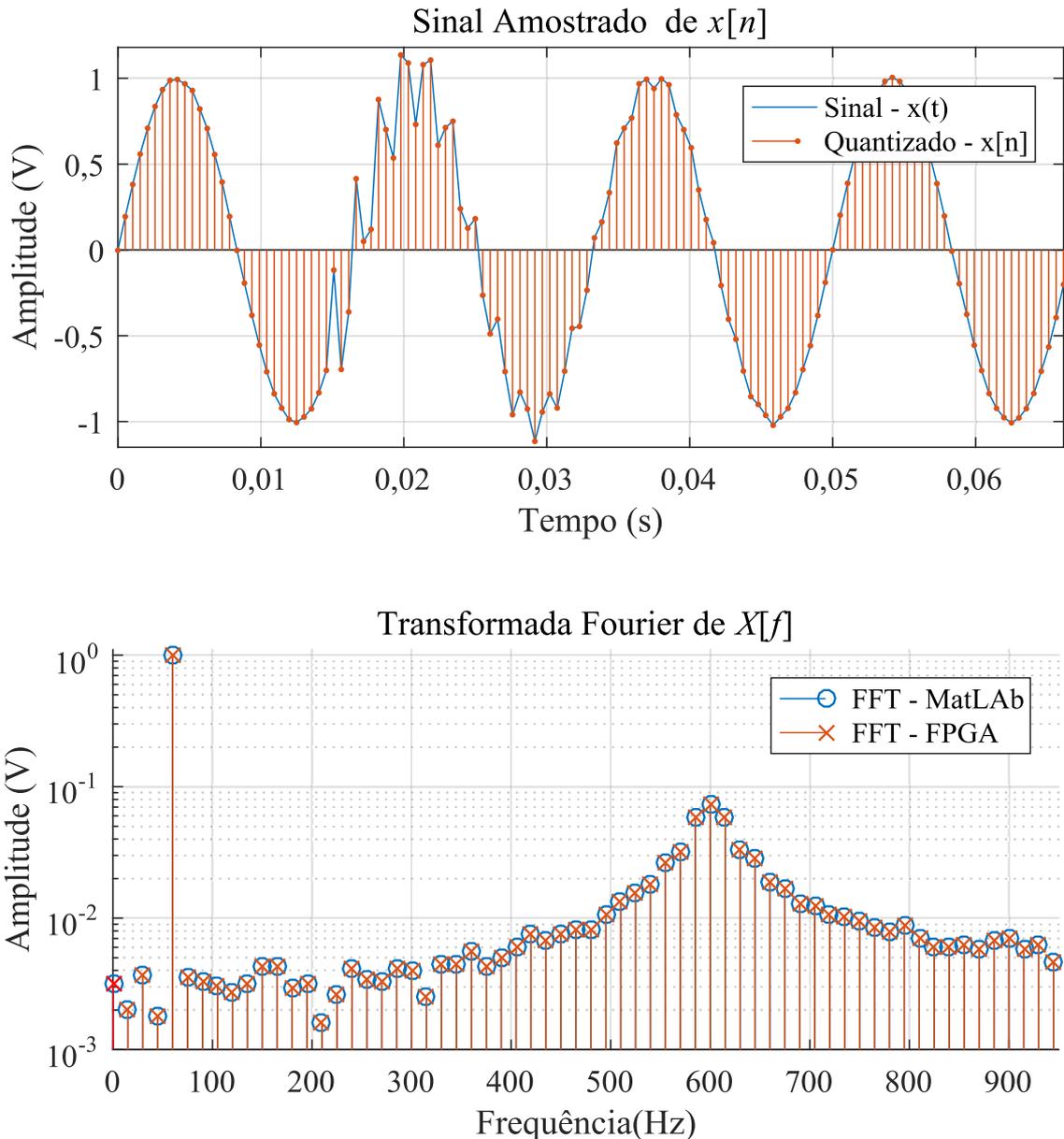
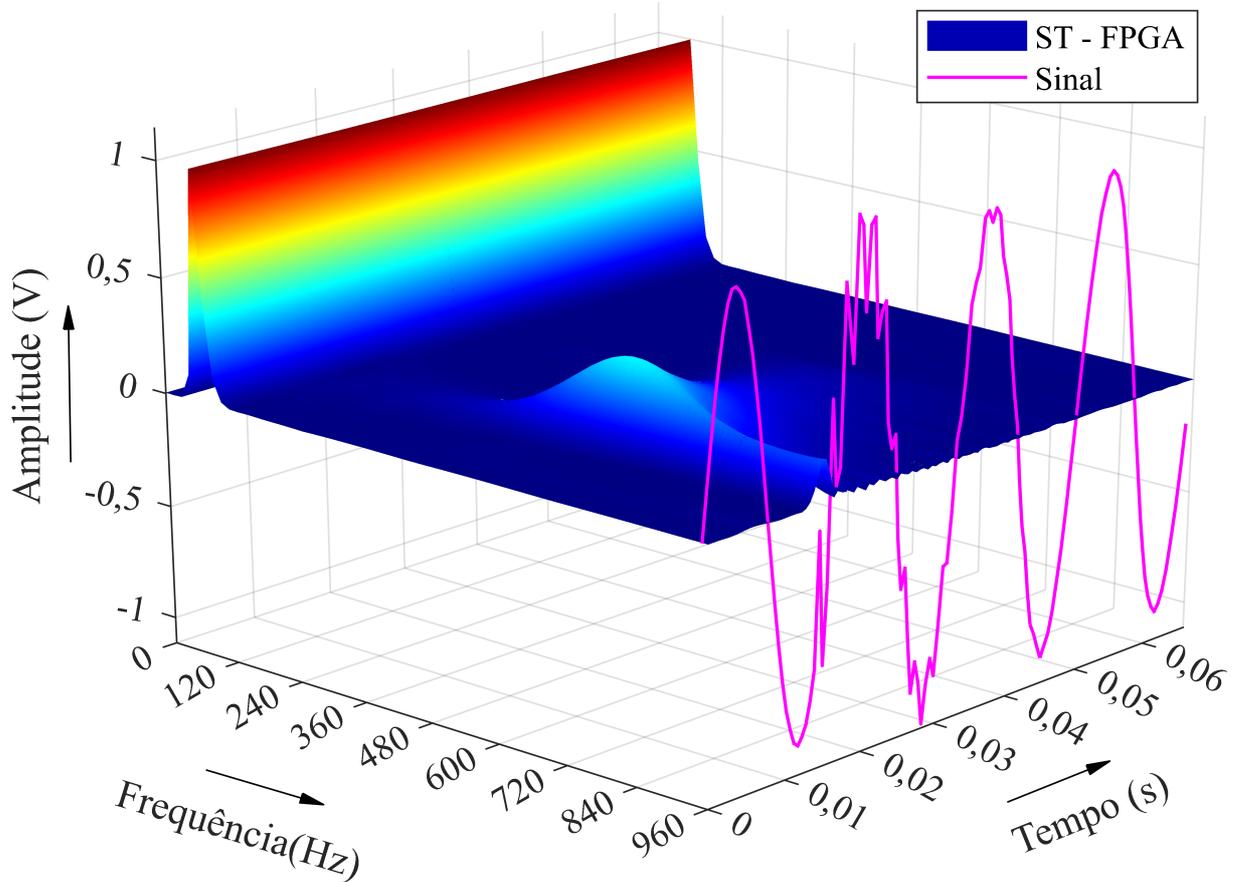
Figura 19 – *frame* de sinal usado na simulação.

Figura 20 – Comparação dos resultados da FFT.

O *frame* de sinal analisado, neste caso, foi intencionalmente selecionado para ser idêntico ao utilizado no exemplo ilustrado na Figura 5. (Observação: A discrepância entre as superfícies não é visualmente perceptível, tornando desnecessária a inclusão de uma figura.) É evidente que as superfícies obtidas foram consistentes, evidenciando a precisão oferecida pela implementação do cálculo da transformada no processador.

Os resultados de variância obtidos pelo processador são comparados com os resultados do MATLAB® na Figura 22. Esta figura também mostra o limiar usado para realizar a ND, sendo possível observar que todos os *bins* com frequência superior a 375 Hz ultrapassam o limiar, indicando que este quadro apresenta uma mudança de estacionaridade e,

Figura 21 – Superfície da FST para fins de comparação.

FPGA - Transformada- $S$  de  $x[n]$ , SNR = 45

portanto, é um quadro de novidade. Além disso, podemos observar que a região em torno de 600 Hz apresenta a variância mais alta, comprovando que o máximo local do bin de 600 Hz carrega a maior quantidade de informação de variação temporal.

A Figura 23 mostra o diagrama de temporização da simulação funcional do hardware implementado para o FST completo.

Por meio da saída `out_4`, é possível observar o início e o fim de cada etapa de processamento. O intervalo *(a)* corresponde ao tempo de inicialização do processador, incluindo a inicialização da matriz  $\mathbf{G}_0$  e do vetor de limiares. O intervalo *(b)* corresponde ao tempo para realizar a FFT do sinal. O intervalo *(c)* corresponde ao tempo para escolher as *voices* com a maior magnitude (não necessário no FST completo, mas necessário na versão com seleção de *voice*, por isso o intervalo de tempo tem tamanho nulo na figura). O intervalo *(d)* corresponde ao tempo necessário para a multiplicação da matriz  $\mathbf{G}_0$  pela matriz  $\mathbf{H}$  e o cálculo da IFFT de cada linha da matriz resultante. É importante notar que, na versão com seleção de *voices*, apenas 4 linhas precisam ser manipuladas. O intervalo *(e)* corresponde ao tempo necessário para calcular um único *voice*. O intervalo *(f)* corresponde

Figura 22 – Comparação dos resultados da variância das *voices*, contrastando com o linear.

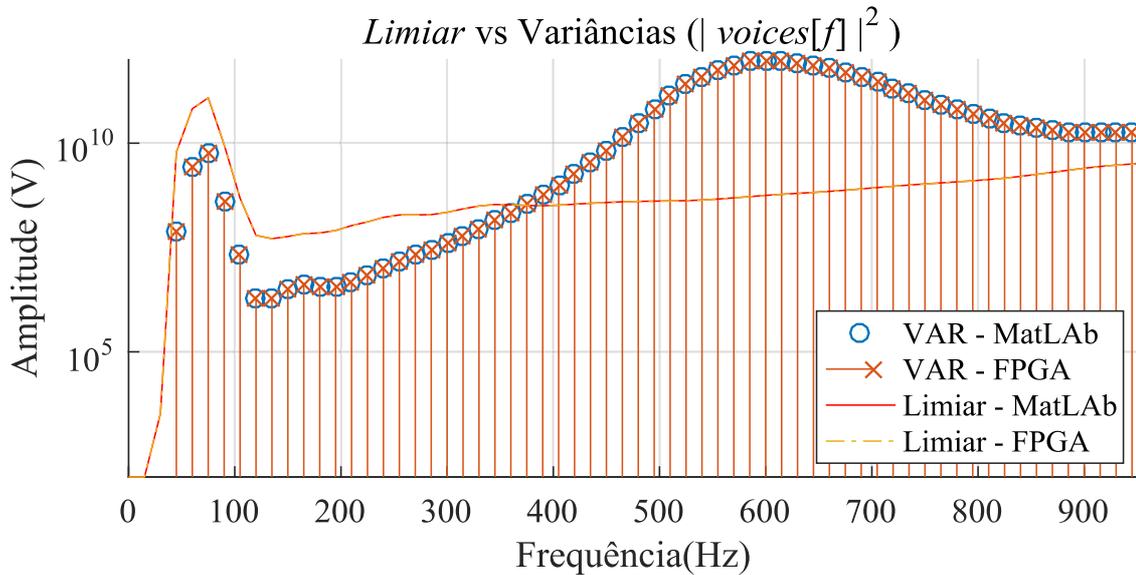
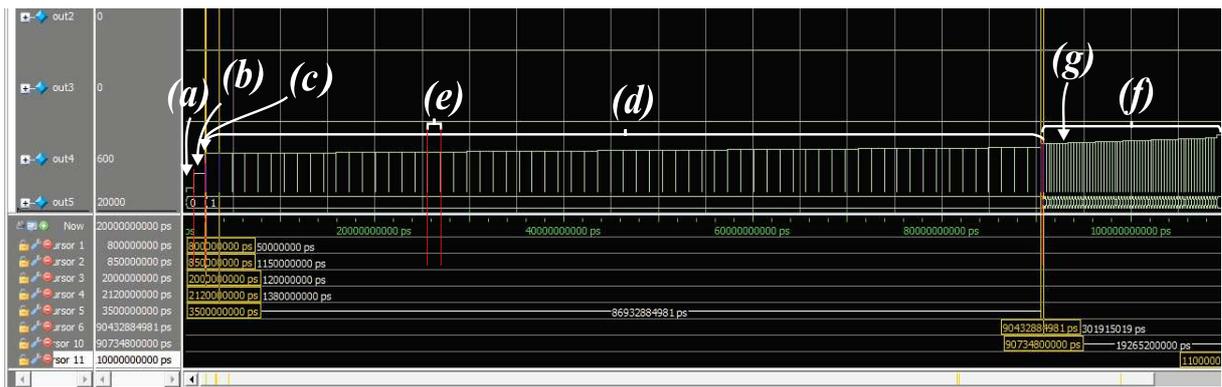


Figura 23 – Análise temporal do processo de detecção da primeira simulação.



ao tempo necessário para calcular a variância de todas as linhas e compará-las com o limiar. O intervalo *(g)* corresponde ao tempo necessário para calcular a variância de uma única linha e compará-la com o limiar específico.

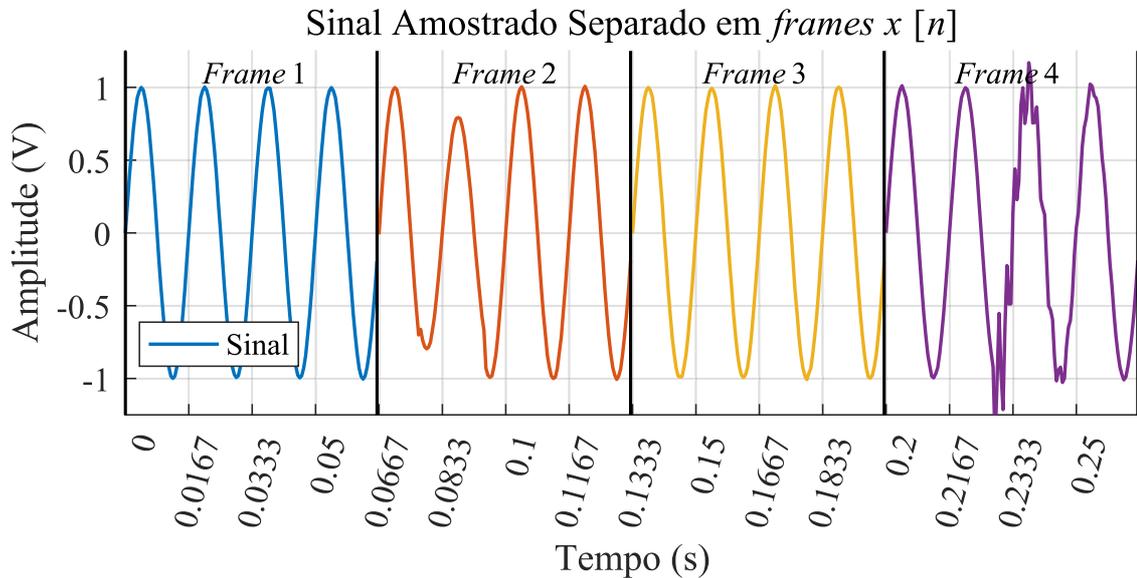
Como pode ser observado na Figura 23 o tempo total de processamento para um *frame* contendo 4 ciclos do componente fundamental foi de aproximadamente 109 ms, para a frequência de clock do processador 10 MHz, o que torna o funcionamento do detector em tempo real inviável, já que 4 ciclos do componente fundamental totalizam 66.7 ms. Portanto, como será visto na próxima seção, a seleção de *voices* é fundamental para proporcionar o funcionamento do detector em tempo real.

### 5.1.2 Resultados de simulação com seleção de *voices*

Com o intuito de evidenciar a eficácia da estratégia de seleção de *voices*, nesta simulação, foi possível simular mais de um *frame*, graças à significativa redução computacional. Para esta análise, foi utilizado um sinal composto por 4 *frames* (512 pontos),

possibilitando a avaliação não apenas dos aspectos temporais, mas também do desempenho do método diante de múltiplos distúrbios. O sinal foi gerado com uma SNR de 45 dB e submetido à quantização da mesma forma representada na Figura 24.

Figura 24 – Sinal teste contendo múltiplos *frames*.



Ao analisar a figura, observa-se que o primeiro *frame* contém apenas a frequência fundamental, caracterizando-o, portanto, como um *frame* sem novidade. O segundo *frame* exibe uma deformação durante o segundo ciclo, indicando que se trata de um *frame* de novidade. No terceiro *frame*, observa-se somente a frequência fundamental, o que o classifica como um *frame* sem novidade. Por fim, o quarto e último *frame* apresenta um transiente que se inicia no terceiro ciclo, sendo assim identificado como um *frame* de novidade.

O processo de seleção de *voices* pode ser observado na Figura 25. Nesta figura, a FFT foi mostrada para cada quadro usando a mesma sequência da Figura 24. Cada FFT teve os  $N_{max} = 4$  bins de maior energia selecionados pelo processador SAPHO. Esses bins foram destacados em vermelho na figura. Pode-se observar que o SAPHO selecionou corretamente os 4 bins com as maiores magnitudes no espectro.

Na Figura 26 é mostrada uma comparação entre as variâncias dos *voices* selecionados para cada *frame* obtidas a partir da simulação funcional do hardware e do MATLAB®. É mostrado também o limiar de detecção.

A partir da observação da Figura 26, pode-se notar que, a variância dos bins selecionados, calculadas pelo processador SAPHO, são equivalentes às variâncias dos respectivos bins, calculadas pelo MATLAB®. Quanto à ND, é possível perceber que as variâncias dos bins selecionados ultrapassam o limiar apenas para os *frames* 2 e 4, que são os *frames* que apresentam distúrbios e portanto devem, realmente ser detectados como

Figura 25 – Transformada de Fourier de cada *frame* e bins selecionados.

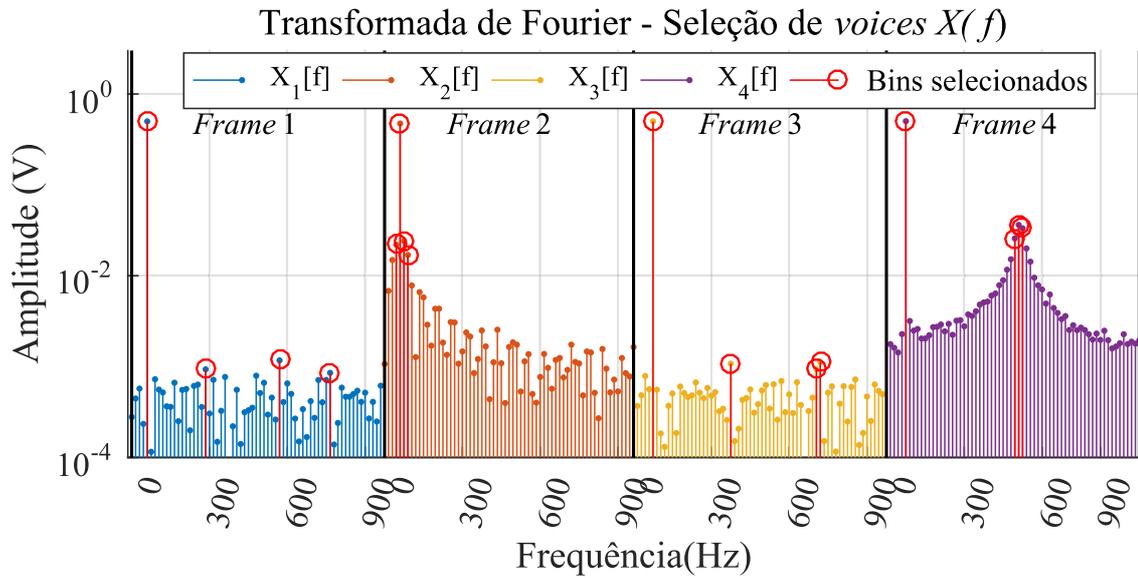
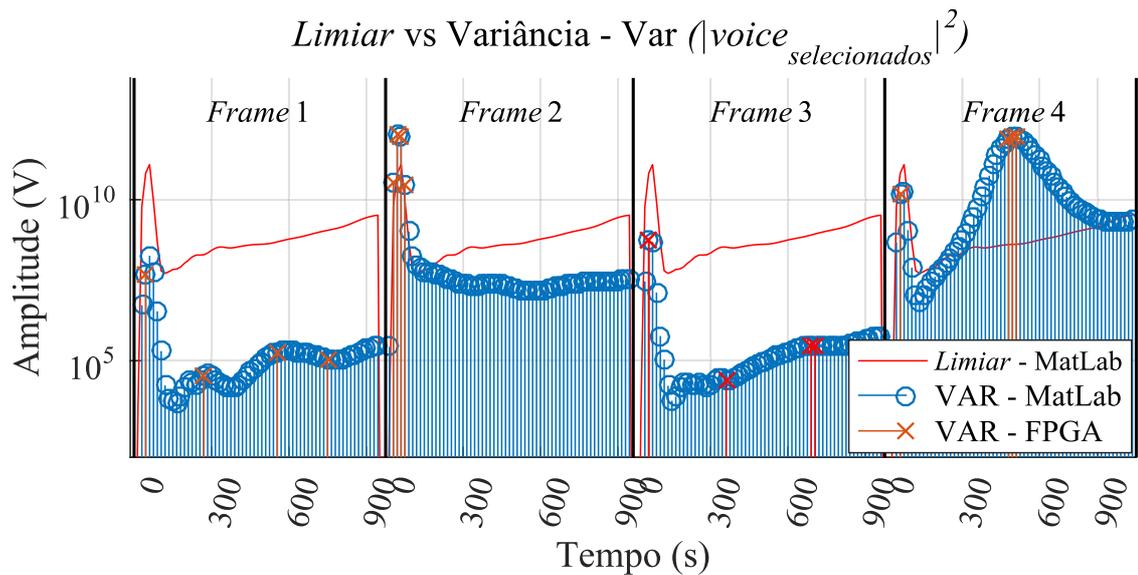


Figura 26 – Aplicação dos limiares à variâncias dos *voices* selecionados de cada *frame*.



*frames* de novidade.

A Figura 27 mostra o diagrama de temporização para a simulação da versão de implementação com estratégia de seleção de *voices*. A mesma notação de intervalos vista na Figura 23 foi utilizada.

Comparando a Figura 27 com a Figura 23, é possível perceber que o tempo necessário para a seleção de *voices* (intervalo (c)) 150 us não é significativo perante ao tempo total do algoritmo, e ainda proporciona uma redução muito significativa, de 97 ms para 5.6 ms no intervalo de tempo (d) que corresponde ao tempo necessário para a multiplicação da matriz  $\mathbf{G}_0$  pela matriz  $\mathbf{H}$  e o cálculo da IFFT de cada linha da matriz

Figura 27 – Análise temporal da 2ª simulação. Um único *frame*.

resultante. Com isso, o tempo total de execução algoritmo é reduzido para 8.9 ms.

A Tabela 1 apresenta a duração de cada etapa requerida para a detecção de novidades. Na primeira coluna são fornecidos os resultados da técnica sem seleção de *voices*, enquanto na segunda coluna são apresentados os resultados do método que emprega seleção de *voices*.

Tabela 1 – Comparação da duração da implementação completa do FST com a estratégia de seleção de *voices*.

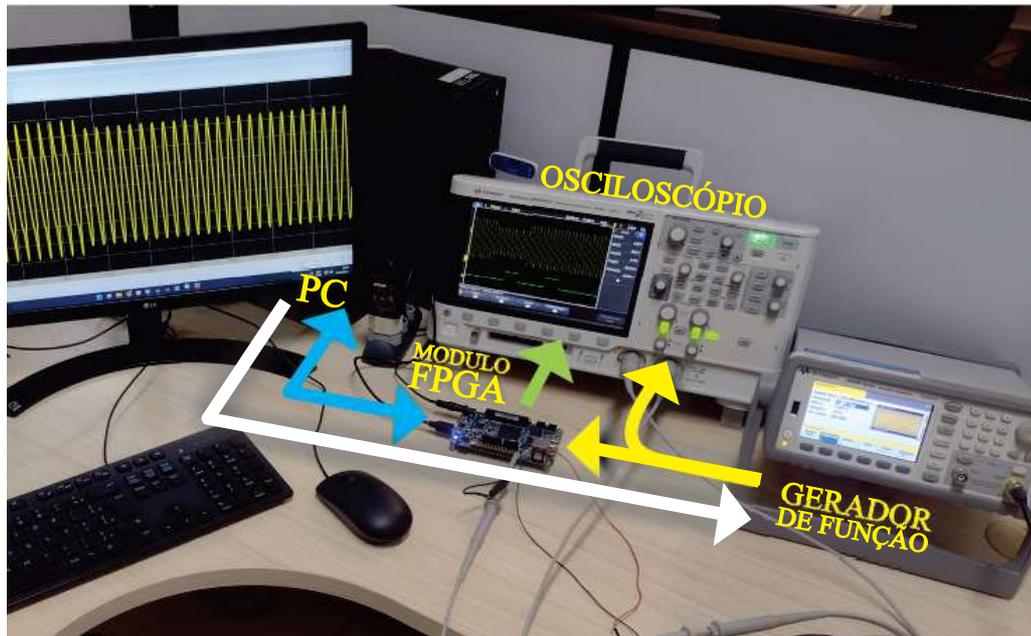
FST sem Seleção de Voices	FST com Seleção de Voices
(a) 800 $\mu$ s	(a) 800 $\mu$ s
(b) 1,1 ms	(b) 1,1 ms
(c) —	(c) 150 $\mu$ s
(d) 87 ms	(d) 5,6 ms
(e) 1,35 ms	(e) 1,35 ms
(f) 19 ms	(f) 1,3 ms
(g) 300 $\mu$ s	(g) 300 $\mu$ s
<b>Total</b> 109 ms	<b>Total</b> 8,9 ms

Com base nos resultados mostrados na Tabela 1, é possível notar uma redução significativa no tempo total de processamento, passando de 109 ms na versão completa da FST para 8,9 ms na versão com seleção de *voices*. Uma observação relevante é que a implementação completa do FST torna-se inviável ao considerar uma frequência de *clock* de 10 MHz, uma vez que é necessário a operação *on-line*, o que limita o tempo para efetuar os cálculos a duração de um *frame* de 4 ciclos de sinal equivalentes a 66,7 ms.

## 5.2 Resultados em Bancada

Para avaliar o desempenho do hardware proposto, foi montado um conjunto de instrumentos de bancada, conforme demonstrado na Figura 28.

Figura 28 – Arranjo da bancada de teste.



Utilizou-se um gerador de sinais Keysight 33511B, capaz de produzir sinais sintéticos com até 16 milhões de pontos. Esse gerador permitiu a geração de sinais sintéticos representativos de distúrbios elétricos comuns no sistema elétrico. O gerador de sinais foi configurado para gerar sinais na faixa de tensão de 0 a 5V, a fim de corresponder ao intervalo de entrada do conversor AD presente no módulo FPGA adotado.

O sinal gerado foi conectado à entrada analógica do kit DE10-Nano e simultaneamente monitorado por um osciloscópio Keysight, modelo DSOX2012A, com largura de banda de 100 MHz, taxa de amostragem de até 2 GSa/s, 2 canais analógicos, 8 digitais e uma tela sensível ao toque de 8,5 polegadas. O caminho percorrido pelo sinal analógico é indicado pela seta amarela na Figura 28.

Um PC DELL compacto da linha Vostro, equipado com um processador Intel® Core i7-9700 de 9ª geração, 16 GB de memória RAM e um SSD de 240 GB, foi responsável por executar os compiladores da IDE do SAPHO. Ele também realizou o carregamento do programa e dos dados no software Quartus Prime® para programação da FPGA (seta azul) e executou o MATLAB® para gerar os sinais sintéticos de teste. Além disso, foi utilizado para carregar esses sinais diretamente no gerador (seta branca).

Após o processo de detecção realizado no processador embarcado na FPGA, uma saída binária denominada "flag de novidade", indicada pela seta verde, foi monitorada pelo segundo canal do osciloscópio. Por meio desse conjunto de configurações no ambiente de testes, é viável conduzir uma análise visual em tempo real para avaliar o funcionamento do sistema.

Através do gerador de sinal, foram criados sinais sintéticos periódicos contendo perturbações como: SAG, harmônico e transitório oscilatório. Além disso, um sinal real

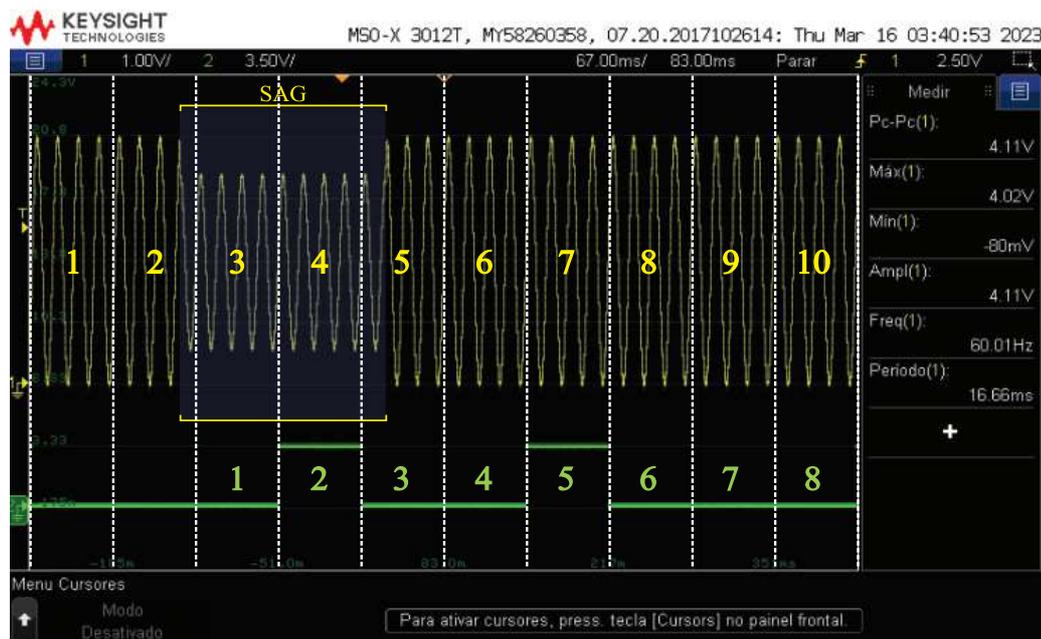
obtido a partir de medições de uma subestação foi reproduzido para avaliar o funcionamento do detector em um cenário real.

As Figuras 29, 30, 31, 32, 33 and 34 mostram capturas de tela do osciloscópio, onde é possível observar o sinal de saída do Gerador de Funções, representado pela cor amarela no topo do gráfico. As linhas verticais brancas representam as divisões dos quadros de sinal numerados em amarelo. As partes do sinal destacadas com colchetes definem a região onde a perturbação ocorreu. A saída do detector pode ser vista pelo sinal verde, esta saída é descrita como uma *flag* de novidade. Devido aos intervalos de aquisição e processamento, ocorre um atraso de dois *frames* entre a ocorrência da perturbação e sua detecção. O primeiro *frame* de atraso é resultado do tempo necessário para aquisição de todas as amostras do *frame* a ser analisado, sendo que os cálculos iniciam somente após a conclusão da aquisição de todos os *frames*. O segundo *frame* de atraso é atribuído ao tempo de processamento do detector, o qual, embora seja menor que o tempo de aquisição de um *frame*, foi fixado com uma margem de segurança em relação ao tempo de processamento. Para melhor compreensão, a saída do detector foi numerada em verde, a fim de relacionar temporalmente o quadro correspondente avaliado e o resultado do detector.

### 5.2.1 Resultados de sinais sintéticos

Para testar o detector, foram gerados três sinais sintéticos, contendo distúrbios típicos presentes em sinais de sistemas elétricos de potência: SAG, harmônicos e transitórios. O primeiro teste, mostrado na Figura 29, refere-se a um sinal contendo um afundamento.

Figura 29 – Tela do osciloscópio para o teste com o sinal contendo afundamento de tensão.

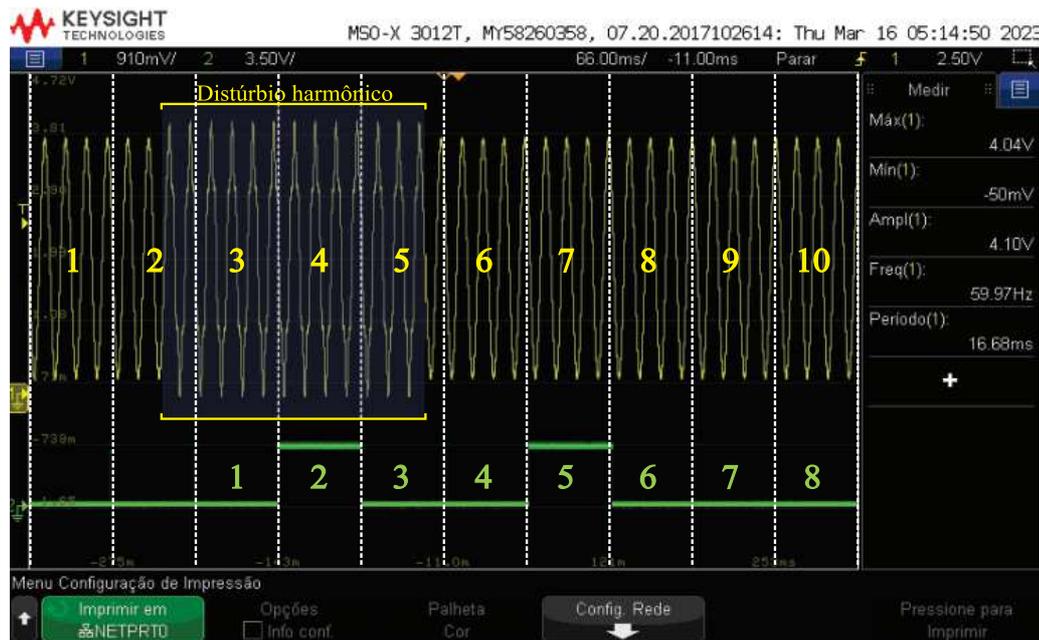


A perturbação de afundamento tem uma mudança de estacionariedade apenas no início e no final (nas bordas), onde há uma queda de amplitude de tensão e restauração

da amplitude de tensão, respectivamente. Dessa forma, durante a perturbação, o sinal é estacionário. Observando a Figura 29, pode-se perceber que o detector funcionou como esperado, ativando a *flag* de novidade nos *frames* em que as bordas do afundamento ocorreram, ou seja, nos *frames* 2 e 5, e não nos outros.

A Figura 30 mostra os resultados obtidos ao gerar um sinal contendo uma região com perturbação harmônica.

Figura 30 – Tela do osciloscópio para o teste com o sinal contendo harmônicos.



Durante o distúrbio, foi inserido um componente de quinta ordem com uma amplitude de 15% em relação à fundamental. Assim como no caso da perturbação de afundamento, o distúrbio harmônico apresenta quebra de estacionariedade apenas em suas bordas. Dessa forma, durante a perturbação harmônica, o sinal permanece estacionário. DE acordo com o mostrado na Figura 30, o detector funcionou como esperado, ativando o *flag* de novidade apenas nos *frames* 2 e 5.

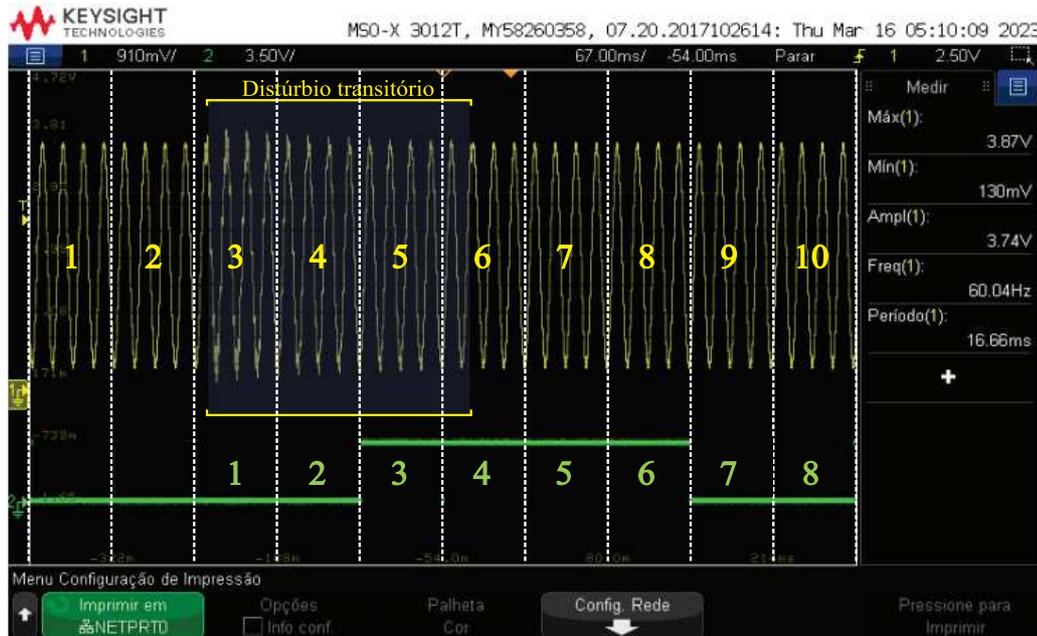
A Figura 31 mostra um sinal contendo uma perturbação transitória de alta frequência com decaimento exponencial.

A frequência do transistório é  $f_t = 600$  Hz com uma amplitude inicial de 30% da fundamental e duração de 16 ciclos. Neste caso, a perturbação apresenta mudanças de estacionariedade ao longo de sua ocorrência e, como esperado, o detector ativou a *flag* de novidade em todos os *frames* pertencentes à perturbação, ou seja, nos *frames* 3, 4, 5 e 6.

## 5.2.2 Resultados de sinais da TBE

Com o intuito de realizar análises de maneira confiável, empregou-se um banco de dados composto por sinais reais coletados diretamente no campo, em uma subestação

Figura 31 – Tela do osciloscópio para o teste com o sinal contendo transiente.



de Transmissoras Brasileiras de Energia (TBE). Para validar a detecção de distúrbios reais, foram selecionados, dentre esse banco de dados, os distúrbios mais sensíveis do ponto de vista espectral. É perceptível a presença de ruídos intrínsecos a uma linha de transmissão nos dados, o que se mostra crucial para avaliar os falsos positivos indesejáveis na detecção. Essa escolha tem como objetivo incorporar o máximo de características reais ao experimento.

Para visualizar melhor os resultados, as capturas de tela do osciloscópio são divididas em três figuras, cada uma mostrando uma região de uma perturbação específica. A Figura 32 ilustra a primeira região caracterizada por uma perturbação transitória.

Observando a Figura 32 é possível perceber que durante o distúrbio transitório, na verdade ocorre uma combinação de efeitos, como queda de amplitude, variação de fase e alterações nos componentes harmônicos. Este fenômeno é bastante representativo de situações reais, em que um tipo de distúrbio não ocorre isoladamente. Este caso pode ser considerado “fácil” para o detector, uma vez que as quebras de estacionariedade harmônica são claramente perceptíveis a olho nu. Conforme esperado, o detector ativou corretamente a *flag* de novidade nos *frames* que englobam toda a região corrompida, ou seja, nos *frames* 3, 4, 5 e 6.

A Figura 33 apresenta a segunda região de perturbação, na qual é possível identificar um afundamento de tensão nos *frames* 3 e 4, e um distúrbio do tipo *spike*, no *frame* 5.

Como pode ser observado na Figura 33, o detector funcionou corretamente, ativando o *flag* de novidades nos *frames* 3, 4 e 5. É importante ressaltar que o distúrbio SAG, é de fácil detecção, visto que pode ser detectado, inclusive a olho nu, porém o distúrbio do tipo *spike*, no *frame* 5, é bastante desafiador, ainda mais considerando o ruído presente no

Figura 32 – Tela do osciloscópio para a primeira perturbação.

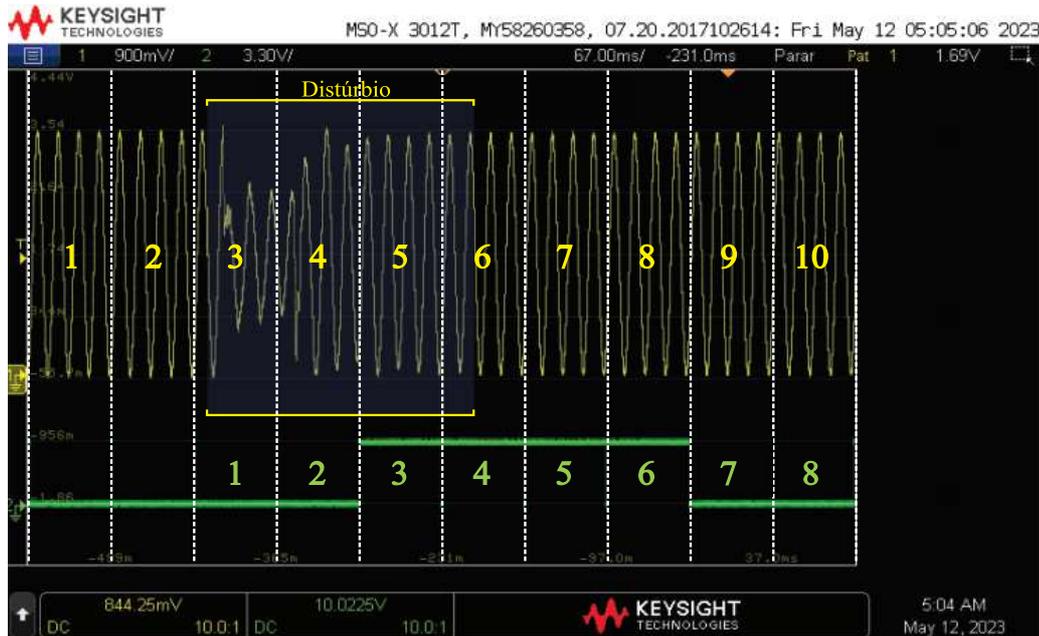
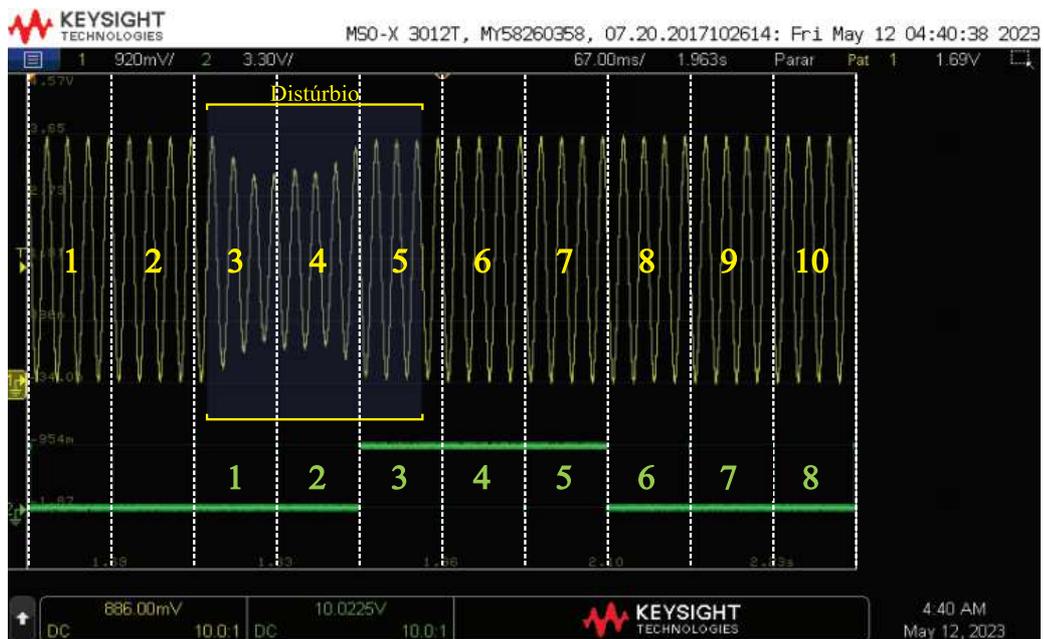


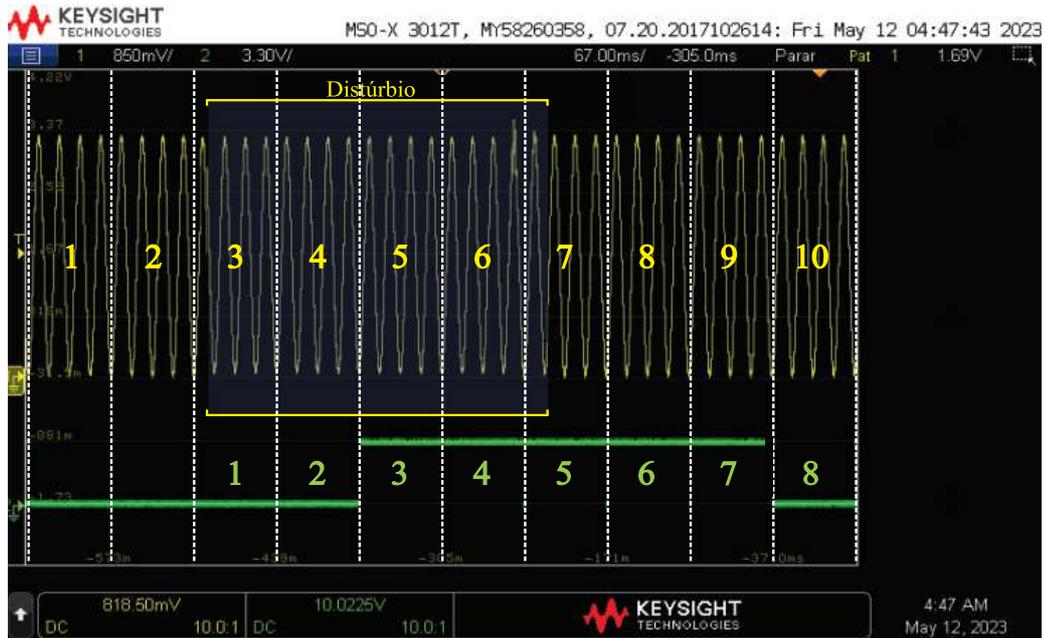
Figura 33 – Mostrar a tela do osciloscópio para a segunda perturbação.



signal, que poderia fazer com que o detector detectasse falsos positivos, o que não ocorreu.

Por fim, a Figura 34 apresenta a terceira perturbação, caracterizada por variações suaves de tensão com duração aproximada de 4 *frames*. Este fenômeno pode ser classificado como de alta sensibilidade, uma vez que outros métodos podem não ser capazes de detectá-lo, especialmente considerando que os afundamentos nos *frames* 3, 4 e 5 são de baixa magnitude. O detector demonstrou eficácia ao identificar integralmente toda a região com novidade, abrangendo os *frames* 3, 4, 5, 6 e 7.

Figura 34 – Tela do osciloscópio para a terceira perturbação.



### 5.3 Conclusões Parciais

Este capítulo mostrou os resultados obtidos pela implementação do detector de novidades, baseado na FST, implementado no FPGA. Foram mostrados resultados tanto para sinais gerados sinteticamente, quanto para sinais reais. Com os testes apresentados, foi possível perceber o bom desempenho do detector para todos os sinais.

## 6 Conclusão

Este estudo apresenta a implementação em FPGA da técnica ST, com foco na sua aplicação para a detecção de novidade em sinais de QEE. Uma formulação adaptada de ST foi concebida para ser executada em um processador de ponto flutuante personalizado denominado FST. Duas variantes da implementação foram delineadas: a primeira realiza o cálculo completo do FST considerando todos os *voices*, enquanto a segunda emprega uma estratégia de seleção de *voices*.

Os resultados obtidos destacam a eficácia da técnica ST na detecção de mudanças de estacionaridade dentro de quadros, sendo que a estratégia de seleção de *voice* demonstrou ser eficaz na redução do tempo de processamento, ao mesmo tempo que preserva as informações relevantes da variação temporal do sinal analisado. É importante salientar que os resultados experimentais obtidos foram consistentes com as expectativas teóricas.

A seleção de *voices* proporcionou uma notável redução no tempo total de processamento de um quadro, reduzindo de 109 ms para 8,9 ms, representando uma significativa redução de 91,8%. Essa otimização possibilitou o processamento eficiente de um quadro contendo 128 pontos amostrados a uma taxa de  $F_s = 1920$  Hz, concluído dentro do período de um quadro (66,6 ms), utilizando um clock de 50 MHz em placas FPGA de baixo custo.

A estratégia de seleção de *voice* revelou-se essencial para viabilizar a execução eficiente do algoritmo de detecção utilizando a plataforma SAPHO. Além disso, foram conduzidos testes, tanto em simulações quanto em experimentos com sinais sintéticos e do mundo real, para validar o desempenho da implementação em FPGA.

Para trabalhos futuros, sugere-se a condução de testes adicionais, abrangendo uma ampla variedade de distúrbios, a fim de aprimorar a robustez e a generalização do detector. Além disso, propõe-se a realização de testes em campo, visando validar a implementação em ambientes práticos e sob condições do mundo real.

No âmbito do detector em questão, propõe-se a construção de um sistema de armazenamento ou transmissão de dados compactados, visando otimizar a eficiência na manipulação e transferência de informações.

Outra perspectiva para pesquisas futuras é a expansão das funcionalidades do detector, transformando-o em um hardware versátil para o desenvolvimento de tecnologias que demandem aquisição de dados da rede. Isso permitiria a implementação de teorias relacionadas à qualidade de energia, ampliando a aplicabilidade do sistema.

Além disso, é recomendável explorar o desenvolvimento de hardware de condicionamento de sinal, possibilitando a operação eficaz em ambientes com grandes variações de tensão. Isso contribuiria para a adaptabilidade do detector a diferentes contextos de fornecimento de energia elétrica, agregando valor à sua utilidade prática. Essas propostas visam aprimorar e ampliar as capacidades do sistema, proporcionando oportunidades para

inovações e contribuições significativas no campo da detecção de distúrbios em sinais de QEE.

## REFERÊNCIAS

- AGUIAR, M. S. *et al.* Arquitetura multi-core de processadores reconfiguráveis para reconstrução online de energia no calorímetro hadrônico do atlas. In: **Congresso Brasileiro de Automática-CBA**. [S.l.: s.n.], 2020. v. 2, n. 1.
- ARENAS, L. D. O.; MELO, G. de Azevedo e; CANESIN, C. A. A methodology for power quantities calculation applied to an fpga-based smart-energy meter. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 70, p. 1–11, 2021.
- BENEVENUTO, N. d. S. *et al.* Detecção de afundamento de tensão em redes com turbinas eólicas utilizando estimador de mínimos quadrados, filtro notch e transformada wavelet\*. In: **2023 15th IEEE International Conference on Industry Applications (INDUSCON)**. [S.l.: s.n.], 2023. p. 180–185.
- BEUTER, C. H. **A transformada de Stockwell seletiva aplicada na estimação fasorial de harmônicas variantes no tempo**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2020.
- BISHOP, C. M. Novelty detection and neural network validation. **IEE Proceedings-Vision, Image and Signal processing, IET**, v. 141, n. 4, p. 217–222, 1994.
- FERREIRA, D. D. *et al.* Sistema automático de detecção e classificação de distúrbios elétricos em qualidade da energia elétrica. **Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica**, SciELO Brasil, v. 20, n. 1, p. 53–62, 2009.
- FILGUEIRAS, A.; SILVA, T. M. V. Wind energy in brazil—present and future. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Elsevier, v. 7, n. 5, p. 439–451, 2003.
- FU, Y. *et al.* Sensitivity analysis of distribution network losses to power quality disturbances. In: **2023 3rd International Conference on Energy, Power and Electrical Engineering (EPEE)**. [S.l.: s.n.], 2023. p. 616–621.
- GONZALEZ-ABREU, A. D. *et al.* Novelty detection on power quality disturbances monitoring. **Renew. Energy Power Qual. J**, v. 19, p. 211–216, 2021.
- H., R. S. *et al.* Real-time implementation of signal processing techniques for disturbances detection. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 66, n. 5, p. 3550–3560, 2019.
- HONGXUN, T. *et al.* Data quality assessment for on-line monitoring and measuring system of power quality based on big data and data provenance theory. **8 IEEE 3rd International Conference on Cloud Computing and Big Data Analysis (ICCCBDA)**, IEEE, 2018.
- IEEE. Ieee recommended practice for monitoring electric power quality. **IEEE Std 1159-2009 (Revision of IEEE Std 1159-1995)**, p. 1–94, 2009.
- International Electrotechnical Commission. **Electromagnetic compatibility (EMC) - Part 4-30: Testing and measurement techniques - Power quality measurement methods**. 2021. Standard. IEC 61000-4-30:2021. Disponível em: <<https://webstore.iec.ch/publication/33537>>.

JAPKOWICZ, N. *et al.* A novelty detection approach to classification. In: CITESEER. **IJCAI**. [S.l.], 1995. v. 1, p. 518–523.

JUDGE, M. A. *et al.* Overview of smart grid implementation: Frameworks, impact, performance and challenges. **Journal of Energy Storage**, Elsevier, v. 49, p. 104056, 2022.

KAPISCH, E. B. Estimação de frequência e detecção de novidades aplicadas à compressão de sinais elétricos de potência, eder barboza kapisch.. In: **Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Engenharia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2019**. [S.l.: s.n.], 2019.

KAPISCH, E. B. Utilização de técnicas de similaridade dinâmica para detecção de novidades em sinais de sistemas elétricos de potência, paulo victor pires. In: **Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Engenharia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2022**. [S.l.: s.n.], 2022.

KAPISCH, E. B. *et al.* Novelty detection in power quality signals with surrogates: a time-frequency technique. In: IEEE. **2020 International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)**. [S.l.], 2020. p. 373–378.

KAPISCH, E. B. *et al.* Spectral variation-based signal compression technique for gapless power quality waveform recording in smart grids. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, p. 1–1, 2021.

KHAN SULTAN UDDIN E MYNUDDIN, M. e. A. D. M. A. e. H. M. I. e. I. M. J. e. K. M. F. Uma análise comparativa de modelos de aprendizagem profunda para classificação de distúrbios na qualidade de energia. In: **2023 IEEE World AI IoT Congress (AIIoT)**. [S.l.: s.n.], 2023.

KRISHNA B.T. KRISHNA, K. B. B. M. Hardware implementation of stockwell transform and smoothed pseudo wigner ville distribution transform on fpga using cordic algorithm. In: **2022 Blue Eyes Intelligence Engineering and Sciences Publication (BEIESP)**. [S.l.: s.n.], 2020.

LI, H.; LV, C.; ZHANG, Y. Research on new characteristics of power quality in distribution network. In: **2019 IEEE International Conference on Power, Intelligent Computing and Systems (ICPICS)**. [S.l.: s.n.], 2019. p. 6–10.

LI, J. *et al.* Detection and classification of power quality disturbances using double resolution s-transform and dag-svms. **IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT**, IEEE, v. 65, n. 10, 2016.

LUIZ, M. M. . Desenvolvimento de um coprocessador de qualidade de energia padrão classe a baseado em processadores embarcados em fpga, max mateus luiz. In: **Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Engenharia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2021**. [S.l.: s.n.], 2021.

LUIZ, M. M. *et al.* Power quality parameters calculation using fpga embedded parallel processors in compliance with the iec 61000-4-30 standard. **Journal of Control, Automation and Electrical Systems**, p. 1–12, 2022.

MARKOU, M.; SINGH, S. Novelty detection: a review—part 1: statistical approaches. **Signal processing**, Elsevier, v. 83, n. 12, p. 2481–2497, 2003.

MARZUKI, M. S. N. B. I. *et al.* Single and double pq disturbances classification based on stockwell transform and support vector machine. In: **2021 IEEE International Conference in Power Engineering Application (ICPEA)**. [S.l.: s.n.], 2021. p. 210–215.

Ministério de Minas e Energia (MME) e Empresa de Pesquisa Energética (EPE). **Plano Decenal de Expansão de Energia, 2023**. 2023. Disponível em: <<https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-47/topico-85/Sum%C3%A1rio%20Executivo%20do%20PDE%202023.pdf>>.

NADERI, Y. *et al.* Chapter 4 - power quality issues of smart microgrids: applied techniques and decision making analysis. In: Abdel Aleem, S. H. *et al.* (Ed.). **Decision Making Applications in Modern Power Systems**. Academic Press, 2020. p. 89–119. ISBN 978-0-12-816445-7. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128164457000049>>.

NANDI, K. *et al.* Detection of multiple power quality disturbances using stockwell transform and convolutional neural network in electrical power system. In: **2023 IEEE 3rd Applied Signal Processing Conference (ASPCON)**. [S.l.: s.n.], 2023. p. 206–210.

PAREJO, A. *et al.* Probabilistic forecasting framework oriented to distribution networks and microgrids. **IEEE Transactions on Automation Science and Engineering**, p. 1–13, 2024.

PEREIRA, M. G. *et al.* The renewable energy market in brazil: Current status and potential. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Elsevier, v. 16, n. 6, p. 3786–3802, 2012.

PIMENTEL, M. A. *et al.* A review of novelty detection. **Signal processing**, Elsevier, v. 99, p. 215–249, 2014.

PIRES, P. V. L. *et al.* Detecção de novidades com base na métrica de similaridade de distorção dinâmica de tempo aplicada a sinais de qualidade de energia. In: **2022 20ª Conferência Internacional sobre Harmônicos e Qualidade de Energia (ICHQP)**. [S.l.: s.n.], 2022.

PRESS, W. H. *et al.* **Numerical Recipes in C++: The Art of Scientific Computing (2nd edn) 1 Numerical Recipes Example Book (C++)(2nd edn) 2 Numerical Recipes Multi-Language Code CD ROM with LINUX or UNIX Single-Screen License Revised Version3**. [S.l.]: IOP Publishing, 2003.

REZKALLAH, M. *et al.* Chapter 8 - power quality in smart grids. In: TAŞÇIKARAOĞLU, A.; ERDİNÇ, O. (Ed.). **Pathways to a Smarter Power System**. Academic Press, 2019. p. 225–245. ISBN 978-0-08-102592-5. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780081025925000089>>.

SILVA, L. *et al.* Gapless power-quality disturbance recorder. **IEEE Transactions on power delivery**, IEEE, v. 32, n. 2, p. 862–871, 2016.

SILVA, L. R. M. *et al.* The concept of novelty detection applied to power quality. In: **2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM)**. [S.l.: s.n.], 2016. p. 1–5.

STOCKWELL RG E MANSINHA, L. e. L. Localização do espectro complexo: a transformada s. In: **Transações IEEE no processamento de sinal**. [S.l.: s.n.], 1996. v. 44.

TUTTOKMAĞI ÖZGE E KAYGUSUZ, A. Redes inteligentes e indústria 4.0. In: **2018 Conferência Internacional sobre Inteligência Artificial e Processamento de Dados (IDAP)**. [S.l.: s.n.], 2018.

YAN, Y.; ZHU, H. The discrete orthogonal stockwell transforms for infinite-length signals and their real-time implementations. In: **2023 31st European Signal Processing Conference (EUSIPCO)**. [S.l.: s.n.], 2023. p. 1773–1777.