

**METODOLOGIA PARA O MONITORAMENTO DA SAÚDE
ESTRUTURAL DE PROJETOS DA CONSTRUÇÃO CIVIL BASEADA
NA TRANSFORMADA WAVELET SINCRONIZADA**

WILSON EMILIO DAVID SÁNCHEZ

**TESE DE DOUTORADO EM ESTRUTURAS E CONSTRUÇÃO CIVIL
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL**

FACULDADE DE TECNOLOGIA

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL**

**METODOLOGIA PARA O MONITORAMENTO DA SAÚDE
ESTRUTURAL DE PROJETOS DA CONSTRUÇÃO CIVIL BASEADA
NA TRANSFORMADA WAVELET SINCRONIZADA**

WILSON EMILIO DAVID SÁNCHEZ

**ORIENTADOR: Dr. JOSÉ LUÍS VITAL DE BRITO
COORIENTADORA: Dra. SUZANA MOREIRA ÁVILA**

TESE DE DOUTORADO EM ESTRUTURAS E CONSTRUÇÃO CIVIL

BRASÍLIA / DF: 26 /01 / 2023

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL**

**METODOLOGIA PARA O MONITORAMENTO DA SAÚDE
ESTRUTURAL DE PROJETOS DA CONSTRUÇÃO CIVIL BASEADA
NA TRANSFORMADA WAVELET SINCRONIZADA**

WILSON EMILIO DAVID SÁNCHEZ

TESE SUBMETIDA AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL DA FACULDADE DE TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM ESTRUTURAS E CONSTRUÇÃO CIVIL.

APROVADA POR:

Prof. José Luís Vital de Brito, Doutor (PECC - UnB)

(Orientador)

Prof. Graciela N. Doz de Carvalho, Dr. Ing (PECC - UnB)

(Examinadora Interna)

Prof. Zenón Guzmán Nunez del Prado, Doutor (UFG)

(Examinador Externo)

Prof. Roberto Leal Pimentel, PhD (UFPB)

(Examinador Externo)

BRASÍLIA/DF, 26 DE JANEIRO DE 2023

FICHA CATALOGRÁFICA

DAVID SÁNCHEZ, WILSON EMILIO

Metodologia para o monitoramento da saúde estrutural de projetos da construção civil baseada na Transformada Wavelet Sincronizada. [Distrito Federal] 2023.

xix, 160p., 297 mm (ENC/FT/UnB, Doutor, Engenharia Civil, 2023).

Tese de Doutorado - Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Civil e Ambiental.

1. Monitoramento da saúde estrutural

2. Identificação de propriedades modais

3. Detecção de dano

4. Transformada Wavelet Sincronizada

I. ENC/FT/UnB

II. Título (série)

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

DAVID S., W. E. (2023). Metodologia para o monitoramento da saúde estrutural de projetos da construção civil baseada na Transformada Wavelet Sincronizada. Tese de Doutorado em Estruturas e Construção Civil, Publicação E.TD – ---/23, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 179p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Wilson Emilio David Sanchez

TÍTULO: Metodologia para o monitoramento da saúde estrutural de projetos da construção civil baseada na Transformada Wavelet Sincronizada.

GRAU: Doutor ANO: 2023

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta tese de doutorado e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte desta tese de doutorado pode ser reproduzida sem a autorização por escrito do autor.

Wilson Emilio David Sánchez

Brasília/DF - Brasil

e-mail: wedavid@unal.edu.co

Dedicatória.

A meus pais, Jesus Emilio e Luz Amanda, por seu apoio incondicional ao longo de minha vida. Aos meus irmãos e sobrinhos por incentivarem este projeto. À família Sette Gutierrez por sua hospitalidade, carinho e amizade. A Marcelo Sette por sua parceria, apoio e amizade incondicional.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer aos meus orientadores, José Luís Vital de Brito e Suzana Moreira Ávila, por seu acompanhamento, apoio e dedicação a este projeto. Além disso, pela confiança, receptividade e liberdade que me ofereceram para explorar diferentes tópicos de pesquisa. Gostaria também de agradecer aos membros da banca por sua revisão e comentários, que melhoram significativamente a qualidade deste trabalho.

Para minha amada família na Colômbia, meus pais, irmãos e sobrinhos, que apesar da distância acompanhavam de perto cada passo dado no desenvolvimento deste trabalho. Também, à minha querida família Sette Gutierrez aqui em Brasília, que me abriu as portas de sua casa e compartilhou comigo grandes momentos de alegria. Especialmente à Sra. Maria Luiza (em memória) e Marcelo Sette, por sua calorosa presença, carinho e amizade.

Gostaria também de expressar meus sinceros agradecimentos, do fundo do coração, aos meus amigos na Colômbia e a todos aqueles que tive o privilégio de conhecer enquanto realizava este trabalho. Especialmente para meus queridos amigos Gabriel, Alejandra, Wanderley e Guido; Iván e Fabian; Cristian, Gilmar, Claudia e Flávio. Para o grupo *Spherical Harmonics*, pela camaradagem, senso de humor, momentos de café e experiências inesquecíveis. Assim como aos colegas do PECC, companheiros de estrada, que acrescentaram conhecimentos, momentos de diversão e amizade.

A todos os grupos e instituições de pesquisa, que gentilmente compartilham seus registros de testes de laboratório, modelos FEM e outras informações, com alto custo econômico e tempo de execução. Estabelecendo uma sólida rede de companheirismo, troca de experiências e conhecimentos. Especialmente o grupo de Monitoramento da Saúde Estrutural da IASC-ASCE e o Instituto de Tecnologia de Harbin pela disponibilização de modelos de referência utilizados na validação deste trabalho.

A todas as instituições públicas de educação, tanto na Colômbia como no Brasil, que me possibilitaram ter o privilégio de atingir este nível de educação. Na Colômbia, a Universidade Nacional de Colômbia - Sede Medellín. No Brasil, à Universidade de Brasília (UnB), ao corpo docente e administrativo do Programa de Estruturas e Construção Civil (PECC). À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) por seu apoio financeiro, seu incentivo à investigação e sua aposta no desenvolvimento do país através da ciência.

RESUMO

METODOLOGIA PARA O MONITORAMENTO DA SAÚDE ESTRUTURAL DE PROJETOS DA CONSTRUÇÃO CIVIL BASEADA NA TRANSFORMADA WAVELET SINCRONIZADA

Autor: Wilson Emilio David Sánchez

Orientador: José Luís Vital de Brito

Coorientadora: Suzana Moreira Ávila

Programa de Pós-Graduação em Estruturas e Construção Civil

Brasília, Janeiro de 2023

Muitas edificações ao redor do mundo estão envelhecendo, sofrendo danos por diversos fatores e apresentando sérios problemas estruturais. Conhecer o estado de saúde destas estruturas é um desafio para a engenharia e uma necessidade para os países e organizações, a fim de otimizar a gestão de recursos. Assim, as metodologias de detecção de danos baseadas em Monitoramento da Saúde Estrutural (SHM) ganharam destaque nas últimas duas décadas. O SHM permite conhecer em tempo real o estado de saúde de uma estrutura por meio de dados recolhidos através de uma rede de sensores. Neste trabalho, é proposta uma metodologia para SHM baseada na Transformada Wavelet Sincronizada (SWT). A metodologia proposta consiste em três etapas: (1) redução do ruído, (2) processamento do sinal e (3) tratamento dos resultados. A robustez da metodologia proposta foi testada em duas estruturas de referência: o Benchmark Fase I projetado pelo grupo de SHM da IASC-ASCE e a ponte Tianjin Yonghe monitorada pelo Instituto de Tecnologia Harbin. A precisão na identificação das frequências naturais e o número de sensores envolvidos na aquisição dos registros foram estabelecidos como critérios de eficiência. Os resultados obtidos mostram que a metodologia proposta é confiável para monitorar a saúde estrutural. Em ambas as estruturas analisadas as frequências naturais ficaram muito próximas dos valores de referência. Além disso, a metodologia proposta identificou todo o conteúdo de frequência a partir de um único registro, ou seja, utilizando apenas um sensor.

Palavras-chave: Monitoramento da saúde estrutural - Identificação de propriedades modais - Detecção de dano - Transformada Wavelet Sincronizada - Estruturas de referência.

ABSTRACT

METHODOLOGY FOR STRUCTURAL HEALTH MONITORING OF CIVIL CONSTRUCTION PROJECTS BASED ON SYNCHROSQUEEZED WAVELET TRANSFORM

Author: Wilson Emilio David Sánchez

Supervisor: José Luís Vital de Brito

Co-Advisor: Suzana Moreira Ávila

Postgraduate Program in Structure and Civil Construction Engineering

Brasília, January of 2023

Many buildings around the world are aging, suffering damage from various factors, and presenting serious structural problems. Knowing the health state of these structures is a challenge for engineering and a necessity for countries and entities in order to optimize resource management. Thus, damage detection methodologies based on Structural Health Monitoring (SHM) have gained prominence in the last two decades. SHM provides real-time information about the health of a structure via data collected via a sensor network. In this work, a methodology for SHM based on Synchrosqueezed Wavelet Transform (SWT) is proposed. The proposed methodology consists of three steps: (1) denoising, (2) signal processing, and (3) processing of the results. The robustness of the proposed methodology was tested on two reference structures: the Benchmark Phase I designed by the SHM group of IASC-ASCE and the Tianjin Yonghe Bridge monitored by the Harbin Institute of Technology. The accuracy in the identification of natural frequencies and the number of sensors involved in the acquisition of the records were established as efficiency criteria. The results obtained show that the proposed methodology is reliable for structural health monitoring. The calculated natural frequencies were very close to the reference values in both structures analyzed. Moreover, the proposed methodology identified all the frequency content from a single record, i.e., using only one sensor.

Key-Words: Structural health monitoring - Modal properties identification - Damage detection - Synchrosqueezed Wavelet Transform - Benchmark examples.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	1
1.1 APRESENTAÇÃO	1
1.2 MOTIVAÇÃO	2
1.3 OBJETIVOS.....	5
1.3.1 Objetivo geral	5
1.3.2 Objetivos específicos	6
1.4 METODOLOGIA	6
1.5 CONTRIBUIÇÕES	7
1.6 PUBLICAÇÕES.....	8
1.7 ORGANIZAÇÃO DA TESE.....	9
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	11
2.1 MÉTODOS PARA DETECÇÃO DE DANOS	11
2.1.1 Métodos de testes não destrutivos	12
2.1.2 Métodos de detecção de danos baseados em características dinâmicas	13
2.1.3 Métodos de detecção de danos baseados em respostas dinâmicas	14
2.1.4 Método de detecção de danos em múltiplas escalas	15
2.1.5 Métodos de detecção de dano considerando incertezas.....	15
2.2 ESTADO DA ARTE	16
2.2.1 Estudos prévios sobre Monitoramento da Saúde Estrutural	16
2.2.2 Estudos prévios sobre Transformada Wavelet Sincronizada.....	19
3. FUNDAMENTOS TEÓRICOS	29
3.1 TRATAMENTO DO RUÍDO	29
3.1.1 Decomposição de Modo Empírico	30
3.1.2 Suavização Gaussiana.....	31
3.2 PROCESSAMENTO DO SINAL	32
3.2.1 Análise de Fourier	32
3.2.1.1 Serie de Fourier	32
3.2.1.2 Transformada de Fourier	33
3.2.2 Análise de Wavelet.....	37
3.2.3 Tipos de Wavelet.....	39
3.2.3.1 Transformada Wavelet Continua.....	39
3.2.3.2 Transformada Wavelet Discreta.....	40

3.2.3.3	Transformada Wavelet Sincronizada	41
3.3	INTERPOLAÇÃO	44
3.3.1	Interpolação <i>spline</i> cúbica	44
3.3.1.1	Polinômios na forma Padrão	45
4.	METODOLOGIA PROPOSTA PARA MONITORAMENTO DA SAÚDE	
	ESTRUTURAL.....	47
4.1	MONITORAMENTO DA SAÚDE ESTRUTURAL USANDO A	
	TRANSFORMADA WAVELET SINCRONIZADA NO BENCHMARK FASE I	47
4.1.1	Introdução.....	48
4.1.2	Metodologia.....	50
4.1.2.1	Transformada Wavelet Sincronizada	51
4.1.3	Aplicação numérica.....	53
4.1.4	Conclusões.....	60
4.2	METODOLOGIA BASEADA NA DECOMPOSIÇÃO DE MODO EMPÍRICO E	
	TRANSFORMADA WAVELET SINCRONIZADA PARA A IDENTIFICAÇÃO DE	
	PROPRIEDADES MODAIS E DETECÇÃO DE DANO.....	61
4.2.1	Introdução.....	62
4.2.2	Metodologia.....	64
4.2.2.1	Decomposição de Modo Empírico (EMD)	65
4.2.2.2	Transformada Wavelet Sincronizada (SWT)	66
4.2.3	Aplicação numérica.....	67
4.2.4	Conclusões.....	79
4.3	METODOLOGIA PARA A DETECÇÃO DE DANO EM ESTRUTURAS CIVIS	
	BASEADA NA TRANSFORMADA WAVELET SINCRONIZADA.....	82
4.3.1	Introdução.....	83
4.3.2	Metodologia.....	85
4.3.2.1	Suavização Gaussiana (GS)	85
4.3.2.2	Transformada Wavelet Sincronizada (SWT)	86
4.3.3	Estudo comparativo de wavelets analíticas	87
4.3.3.1	Estudo comparativo.....	88
4.3.4	Estudos de caso e resultados.....	90
4.3.4.1	Benchmark Fase I.....	91
4.3.4.2	Ponte Tianjin Yonghe.....	97
4.3.5	Conclusões.....	107
5.	CONCLUSÕES E SUGESTÕES	109

5.1	CONCLUSÕES.....	109
5.2	SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	112
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	113
	APÊNDICE A	126
	APÊNDICE B	134
	APÊNDICE C	158

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.2.1: Avaliação de estruturas	4
Figura 2.1.1: Sistema SHM – Adaptado de Xu e Chen (2008)	12
Figura 2.2.1: Relatório sobre o SHM – Fonte: <i>web of Science</i>	18
Figura 2.2.2: Palavras chaves para SHM (em inglês) – Fonte: <i>web of Science</i>	18
Figura 2.2.3: Relatório sobre o SHM usando WT – Fonte: <i>web of science</i>	20
Figura 2.2.4: Palavras chaves para SHM (em inglês) – Fonte: <i>Web of science</i>	20
Figura 2.2.5: Estruturas civis analisadas por Pérez <i>et al.</i> (2015)	21
Figura 2.2.6: Edifício de 38 andares – Fonte: Amezquita e Adeli (2015)	22
Figura 2.2.7: Condições do rotor – Fonte: Camarena <i>et al.</i> (2016).....	22
Figura 2.2.8: Estruturas civis analisadas por Pérez <i>et al.</i> (2017)	23
Figura 2.2.9: Estrutura do edifício (3D), escala 1:20, concreto armado de 38 andares – Fonte: Rafiei e Adeli (2017).....	24
Figura 2.2.10: Casos de estudo – Fonte: Li, Park e Adeli (2017)	24
Figura 2.2.11: Edifício residencial de 38 andares – Fonte: Rafiei e Adeli (2018).....	25
Figura 2.2.12: Casos de estudo – Fonte: Liu <i>et al.</i> (2019)	26
Figura 2.2.13: Casos de estudo – Fonte: Mahato e Chakraborty (2019).....	26
Figura 2.2.14: Estruturas analisadas – Fonte: Babajanian, Ghodrati e Darvishan (2020)	27
Figura 2.2.15: Monitoramento de rachaduras em trilhos – Fonte: Li <i>et al.</i> (2021).....	28
Figura 2.2.16: Amostra de teste – Fonte: Wang <i>et al.</i> (2021)	28
Figura 3.1: Fluxograma da Metodologia.....	29
Figura 3.2.1: Exemplo de Aplicação da TF – Adaptado de Chatterjee (2015)	35
Figura 3.2.2: Tipos de Janelas – Fonte: Chatterjee (2015).....	35
Figura 3.2.3: Exemplo de aplicação da STFT - Fonte: Bolzan (2006)	36
Figura 3.2.4: Função Wavelet Morlet – Fonte: Misiti <i>et al.</i> (1997).....	37
Figura 3.2.5: Plano tempo-frequência para a Transformada Wavelet – Fonte Domingues et al. (2016)	38
Figura 3.2.6: Processo da Transformada Wavelet – Adaptado de Misiti <i>et al.</i> (1997)	39
Figura 3.2.7: Função Wavelet – Adaptado de Misiti <i>et al.</i> (1997).....	40
Figura 3.2.8: <i>Splines</i> cúbicas – Fonte: Gilat (2008)	45
Figura 4.1.1: Benchmark Fase I: (a) estrutura real em escala 1:4, (b) modelo analítico – Adaptado de Johnson <i>et al.</i> (2004).....	53
Figura 4.1.2: Padrões de dano no Benchmark Fase I – Adaptado de Johnson <i>et al.</i> (2004)...	54

Figura 4.1.3: Localização do sensor – Adaptado de Perez <i>et al.</i> (2015).....	54
Figura 4.1.4: Sinais medidos em: (a) sensor 15 e (b) sensor 16.....	56
Figura 4.1.5: Função de resposta de frequência do Benchmark Fase I usando.....	56
Figura 4.2.1: Fluxograma da metodologia (EMD-SWT- <i>spline</i>).....	65
Figura 4.2.2: Estrutura do Benchmark: (a) estrutura real, (b) modelo analítico – Adaptado de Johnson <i>et al.</i> (2004).....	68
Figura 4.2.3: Padrões de dano – Adaptado de Johnson <i>et al.</i> (2004).....	69
Figura 4.2.4: Localização do sensor – Adaptado de Pérez <i>et al.</i> (2015).....	69
Figura 4.2.5: Sinais sintéticos em: (a) direção x e (b) direção y.....	71
Figura 4.2.6: Frequências naturais do Benchmark usando SWT – Sensor 15 (direção x).....	72
Figura 4.2.7: Frequências naturais do Benchmark usando SWT – Sensor 16 (direção y).....	72
Figura 4.2.8: IMFs – sensor 15 (direção x).....	74
Figura 4.2.9: IMFs – sensor 16 (direção y).....	74
Figura 4.2.10: Identificação de frequências no sensor 15 (direção x).....	75
Figura 4.2.11: Identificação de frequências no sensor 16 (direção y).....	75
Figura 4.3.1: Fluxograma de metodologia (SG-SWT- <i>spline</i>).....	85
Figura 4.3.2: Histórico de tempo de aceleração – Ponte Tianjun Yonghe (Li <i>et al.</i> , 2014).....	89
Figura 4.3.3: Identificação de frequências naturais usando: (a) Wavelet Morlet, (b) Wavelet Bump e (c) Wavelet Proposta.....	90
Figura 4.3.4: Benchmark Fase I – Adaptado de Johnson <i>et al.</i> (2004).....	91
Figura 4.3.5: Registro do sensor 15 (direção x) e sensor 16 (direção y).....	92
Figura 4.3.6: Registro filtrado do sensor 15 (direção x) e sensor 16 (direção y).....	92
Figura 4.3.7: Frequências naturais – Sensor 15 (direção x).....	93
Figura 4.3.8: Frequências naturais – Sensor 16 (direção y).....	93
Figura 4.3.9: Domínio de tempo-frequência – Sensor 15 (direção x).....	94
Figura 4.3.10: Domínio de tempo-frequência – Sensor 16 (direção y).....	95
Figura 4.3.11: Ponte Tianjin Yonghe (Li <i>et al.</i> , 2014).....	98
Figura 4.3.12: Localização do acelerômetro na ponte Tianjin Yonghe – Adaptado de Kaloop e Hu (2015).....	98
Figura 4.3.13: Sinal em 17 de janeiro de 2008, durante (11:00 - 12:00) h – Sensor 2.....	99
Figura 4.3.14: Frequências naturais em 17 de janeiro de 2008 durante as 11:00 - 12:00 h – Sensor 2.....	100

Figura 4.3.15: Frequências naturais em 17 de janeiro de 2008 durante as 11:20 - 12:25 h – Sensor 2.....	100
Figura 4.3.16: Sinal em 31 de julho de 2008, durante (11:00 - 12:00) h – Sensor 2	101
Figura 4.3.17: Frequências naturais em 31 de julho de 2008 durante as 11:00 - 12:00 h – Sensor 2.....	101
Figura 4.3.18: Frequências naturais em 31 de julho de 2008 durante as 11:35 - 12:40 h – Sensor 2.....	102
Figura 4.3.19: Sinal original e sinal filtrado em 3 de fevereiro de 2008 durante (14:00 - 15:00) h.....	103
Figura 4.3.20: Frequências naturais em 3 de fevereiro de 2008 durante (14:00 - 15:00) h ...	104
Figura 4.3.21: Frequências naturais em 3 de fevereiro de 2008 durante (14:35 - 14:40) h ...	104
Figura 4.3.22: Sinal original e sinal filtrado em 16 de junho de 2008 durante (10:00 - 11:00) h.....	105
Figura 4.3.23: Frequências naturais em 16 de junho de 2008 durante (10:00 - 11:00) h.....	105
Figura 4.3.24: Frequências naturais em 16 de junho de 2008 durante (10:00 - 10:05) h.....	106

LISTA DE TABELAS

Tabela 1.2.1: Boletim informativo para a infraestrutura dos EUA – Adaptado de ASCE (2017)	3
Tabela 2.2.1: Critérios de pesquisa para SHM.....	17
Tabela 2.2.2: Critérios de pesquisa para SHM usando WT e SWT.....	19
Tabela 4.1.1: Matriz de casos de simulação do Benchmark Fase I – Adaptado de Johnson <i>et al.</i> (2004)	55
Tabela 4.1.2: Frequências naturais do Benchmark Fase I usando SWT	57
Tabela 4.1.3: Frequências naturais do Benchmark Fase I usando outro método SHM	57
Tabela 4.1.4: Frequências naturais do Benchmark Fase I utilizando SWT (Caso 4, 12 DOF, Massa agrupada).....	59
Tabela 4.2.1: Casos de simulação da estrutura do Benchmark - Adaptado de Johnson <i>et al.</i> (2004)	70
Tabela 4.2.2: Estrutura do Benchmark não danificada (Caso 3, 12 DOF, Massa agrupada) – Identificação de frequências naturais utilizando somente SWT	73

Tabela 4.2.3: Estrutura do Benchmark não danificada (Caso 3, 12 DOF, Massa agrupada) – Comparação entre SWT e a Metodologia proposta	76
Tabela 4.2.4: Padrão de dano (ii) na estrutura Benchmark (Caso 3, 12 DOF, Massa agrupada) – Comparação entre SWT e a Metodologia proposta	77
Tabela 4.2.5: Estrutura do Benchmark sem danos (Caso 3, 12 DOF, Massa Agrupada) – Identificação de frequências naturais utilizando metodologias baseadas em SWT	78
Tabela 4.2.6: Estrutura do Benchmark sem danos (Caso 3, 12 DOF, Massa Agrupada) – Identificação de frequências naturais utilizando outros métodos SHM.....	79
Tabela 4.3.1: Identificação de frequências naturais usando diferentes Wavelets mãe	89
Tabela 4.3.2: Comparação de frequências naturais no Benchmark Fase I – Estado não danificado (t = [0 - 20] seg).....	95
Tabela 4.3.3: Comparação de frequências naturais no Benchmark Fase I (t = [20 - 40] seg)	96
Tabela 4.3.4: Comparação de frequências naturais no Benchmark Fase I – Estado danificado (t = [40 - 60] seg).....	97
Tabela 4.3.5: Comparação de frequências naturais em 17 de janeiro de 2008 (estado saudável)	102
Tabela 4.3.6: Comparação de frequências naturais em 31 de julho de 2008 (estado danificado)	103
Tabela 4.3.7: Comparação de frequências naturais entre 31 de julho e 16 de Junho.....	106

APÊNCIDE A - LISTA DE FIGURAS

Figura A.1: Modelo analítico do Benchmark – Modificado de Das e Saha (2018).....	127
Figura A.2: Estrutura real do Benchmark Fase I.....	128
Figura A.3: Padrões de dano – Adaptado de Johnson <i>et al.</i> (2004)	129
Figura A.4: Interface gráfica do DATAGEN (em inglês) - Fonte: Johnson <i>et al.</i> (2004)	131
Figura A.5: FEM tridimensional da ponte estaiada - Fonte: Li <i>et al.</i> (2014).....	131
Figura A.6: Corrosão visível dos cabos - Fonte: Li <i>et al.</i> (2014).....	132
Figura A.7: Padrões de danos detectados - Fonte: Li <i>et al.</i> (2014)	132
Figura A.8: Função de resposta de frequência - Fonte: Li <i>et al.</i> (2014)	133

APÊNCIDE A - LISTA DE TABELAS

Tabela A.1: Propriedades de membros estruturais	128
Tabela A.2: Matriz de casos de simulação – Adaptado de Johnson <i>et al.</i> (2004).....	130

APÊNCIDE C - LISTA DE FIGURAS

Figura C.1: Comparação entre os métodos SHM usados no Benchmark Fase I – Fonte: Das e Saha (2018)	159
---	-----

LISTA DE ABREVIACOES SMBOLOS E NOMENCLATURA

Smbolos latinos

a	Parmetro de escala
A_k	Amplitude na frequncia instantnea
b	Parmetro de translao
d	Componente do sinal em EMD
e_{\min}, e_{\max}	Ponto de mnimos e mximo local
F_s	Frequncia de amostragem
g_i	Funo Gaussiana
k	Nmero de parmetros em BIC
m	Mdia dos pontos mnimo e mximos
n	Pontos de dados
\mathbb{R}	Nmeros reais
T_x	Transformada Sincronizada
U	Funo de passo
v	Vozes por oitava
W_x	Coefficiente de CWT
x_i	Sinal original
\hat{y}_i	Dados previstos
y_i	Sinal filtrado

Smbolos gregos

ε	varincia do erro
η	Frequncia central na funo Wavelet Gabor
σ	Largura da janela na funo Wavelet Gabor
ω	Frequncia
ω_c	Frequncia central em SWT
ω_k	Frequncia instantnea

ψ^*	Complexo conjugado de ψ
ψ	Wavelet mãe

Abreviações (*)

ASCE	Sociedade Americana de Engenheiros Civis
ASNT	Sociedade Americana de Testes não Destrutivos
BIC	Critério de Informação Bayesiano
CWT	Transformada Wavelet Contínua
DNIT	Departamento Nacional de Infraestrutura de Transporte
DOF	Graus de liberdade
DWT	Transformada Wavelet Discreta
EMA	Análise Modal Experimental
EMD	Decomposição de Modo Empírico
FD	Dimensão de Fractalidade
FEA	Análise de Elementos Finitos
FFT	Transformada Rápida de Fourier
FRF	Mudanças na Função de Resposta de Frequência
FWHM	Valor da Largura Total na Metade do Máximo no Kernel Gaussiano
GA	Algoritmos Genéticos
GAN	Rede Generativa Adversarial Convolutiva
HHT	Transformada Hilbert-Huang
HKUST	Universidade de Ciência e Tecnologia de Hong Kong
IMF	Função de Modo Intrínseco
KF	Filtro de Kalman
LA	Otimização de Lichtenberg
MAD	Desvio Médio Absoluto
MCMC	Markov Chain Monte Carlo
NDC	Classificação Dinâmica Neural
NDT	Métodos de Testes não Destrutivos
NExT	Técnica de Excitação Natural
OAE	Obras de Arte Especiais
PDF	Função de Densidade de Probabilidade
RBF	Rede de Função de Base Radial

RBM	Máquina Boltzmann Restrita
RDT	Técnica de Decremento Aleatório
RMS	Raiz quadrada média
SCA	Análise de Componentes Esparsos
SDI	Índice de Danos Estruturais
SG	Suavização Gaussiana
SHM	Monitoramento da Saúde Estrutural
STFT	Transformação de Fourier de Curta Duração
SWT	Transformada Wavelet Sincronizada
TF	Transformada de Fourier
USC	Universidade do Sul da Califórnia
WT	Transformada Wavelet

* (siglas em inglês)

1. INTRODUÇÃO

1.1 APRESENTAÇÃO

Há uma preocupação crescente com o envelhecimento das estruturas civis em todo o mundo e uma falta de conhecimento sobre seu estado real de saúde. Algumas estruturas já completaram seu ciclo de vida útil de projeto e estão em operação, outras precisam urgentemente de reparos. A Sociedade Americana de Engenheiros Civis (ASCE) nos Estados Unidos, em seu relatório de 2021, menciona que serão necessários USD \$5,94 trilhões para restaurar a infraestrutura existente entre 2020 e 2029. Além disso, a classificação geral da infraestrutura é C- (Medíocre, requer atenção) (ASCE, 2021). Considerando que nas últimas décadas, estruturas maiores e mais complexas foram construídas no mundo todo, pode-se prever, com base no relatório ASCE, que nas próximas décadas será necessário um grande investimento para restaurar tal infraestrutura. Consequentemente, existe a necessidade de criar métodos de detecção de danos cada vez mais precisos, confiáveis e econômicos que permitam uma gestão eficaz para a recuperação da infraestrutura existente (Xu e He, 2017).

Em estruturas como pontes, é comum que o estado de saúde seja avaliado visualmente por um profissional especializado na área. Esse tipo de abordagem é útil ao avaliar danos na superfície externa de uma estrutura, como queda de concreto ou rachaduras, mas não é confiável para avaliar danos internos ou danos que não são visíveis ao olho humano (An *et al.*, 2019). Algumas desvantagens da implementação de uma inspeção visual são: subjetividade baseada na experiência do profissional, longas jornadas de trabalho e custos elevados. Por esse motivo, é de interesse abordar estratégias baseadas no Monitoramento da Saúde Estrutural (SHM), ou seja, metodologias de detecção de danos baseadas em dados coletados por meio de uma rede de sensores.

Atualmente, existem diversas técnicas de detecção de danos, bem como diversas formas de classificá-las. De acordo com Doebling *et al.* (1996), os métodos de detecção de danos podem ser classificados de acordo com sua abordagem local ou global. Rytter (1993) os classifica de acordo com sua finalidade em quatro níveis: (1) Determinação da presença do dano, (2) Determinação da localização geométrica do dano, (3) Quantificação da gravidade do dano e (4) Previsão da vida útil remanescente da estrutura. Farrar e Worden (2012) agrupam os métodos em duas categorias, dependendo do algoritmo utilizado. Estas categorias são: baseadas em

modelos e baseadas em dados. Xu e He (2017) agrupa os métodos em cinco categorias: (1) métodos de teste não destrutivos, (2) métodos de detecção de danos baseados em características dinâmicas, (3) métodos de detecção de danos baseados em resposta dinâmica, (4) métodos de detecção de danos em múltiplas escalas e (5) método de detecção de danos considerando as incertezas.

Neste trabalho, metodologias baseadas na Transformada Wavelet Sincronizada (SWT) são propostas para detecção de danos em estruturas civis. A SWT foi proposta por Daubechies, Lu e Wu (2011) para analisar sinais de áudio. A SWT reatribui os coeficientes da Transformada Wavelet Contínua (CWT), com base nas informações de frequência, para obter uma representação mais precisa no domínio do tempo-frequência. De acordo com Doebling *et al.* (1996) as metodologias propostas neste trabalho teriam uma abordagem global. Segundo Rytter (1993) faria parte do nível 1, ou seja, aqueles métodos cujo objetivo é determinar a presença de dano em uma estrutura. Farrar e Worden (2012) as classificariam como metodologias baseadas em dados e Xu e He (2017) como parte dos métodos de detecção de danos baseados na resposta dinâmica.

As metodologias propostas incluem técnicas de tratamento de ruído e interpolação *spline* para melhorar os resultados. Para tratamento de ruído, a primeira metodologia considera o método Decomposição de Modo Empírico (EMD) e a segunda metodologia inclui a Suavização Gaussiana (SG) com Critério de Informação Bayesiano (BIC). O escopo dessas metodologias é identificar as frequências naturais. Essas metodologias não têm o escopo de calcular isoladamente a participação de parâmetros ambientais como temperatura ou umidade na variação das frequências naturais.

1.2 MOTIVAÇÃO

O equilíbrio da infraestrutura da sociedade moderna está relacionado ao bom estado de seus sistemas estruturais, ou seja, sistemas de geração de energia, máquinas, edifícios, pontes etc. De acordo com Chen e Ni (2018), a operação segura e econômica de tais estruturas depende muito da manutenção e do gerenciamento. Grande parte das infraestruturas atualmente em serviço no mundo está próxima de completar seu ciclo de vida, apresentando deterioração devido a fatores ambientais (corrosão do aço, carbonatação do concreto, etc.), fadiga devido aos anos de serviço, danos causados por terremotos, ventos, enchentes, cargas de impacto, cargas cíclicas, etc. (Farrar e Worden, 2010; Mujica *et al.*, 2008). A detecção precoce de danos

por meio do SHM facilita a manutenção da estrutura e evita a falha total, como resultado, vidas e bens são salvos e o ciclo de vida útil da estrutura é estendido.

A ASCE em seu relatório de 2021 afirma que será necessário um investimento de \$5,94 trilhões de dólares durante os anos 2020 a 2029 para restaurar a infraestrutura nos Estados Unidos (EUA). ASCE (2021) menciona que os problemas observados nos últimos sete relatórios persistem atualmente, ou seja, a infraestrutura dos EUA está envelhecendo, com baixo desempenho e precisando de atenção e ação sustentadas. A Tabela 1.2.1 apresenta uma avaliação do estado dessas infraestruturas, divididas em dezesseis categorias. A avaliação das dezesseis categorias apresentadas pela ASCE (2021) na Tabela 1.2.1 implementa um formato simples de boletim escolar americano que avalia com letras de A à F, sendo A o melhor conceito e F o pior. O significado de cada letra é apresentado a seguir.

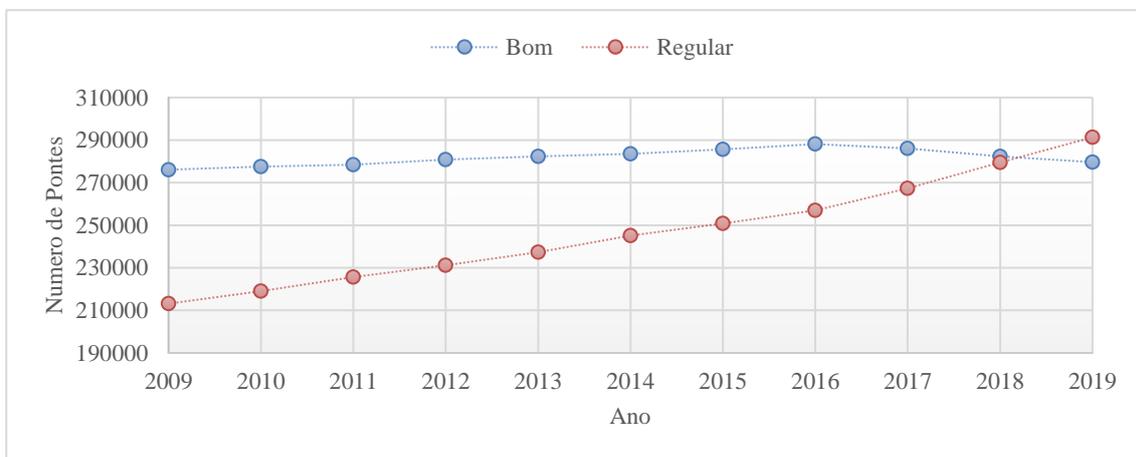
- A Excepcional, apto para o futuro
- B Bom, Adequado por enquanto
- C Medíocre, requer atenção
- D Pobre, em risco
- F Falha / Crítico, impróprio para o propósito

Tabela 1.2.1: Boletim informativo para a infraestrutura dos EUA – Adaptado de ASCE (2017)

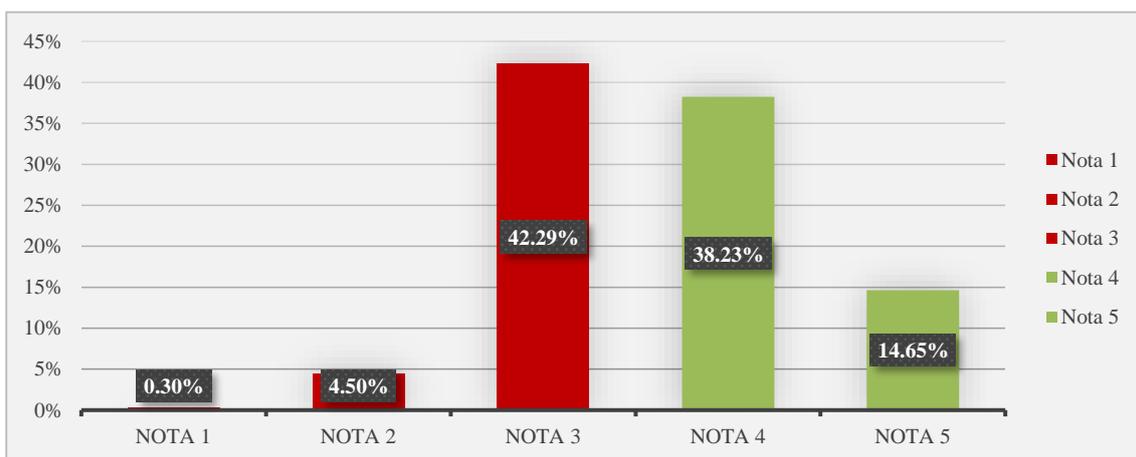
CATEGORIA	1988	1998	2001	2005	2009	2013	2017	2021
1. Aviação	B-	C-	D	D+	D	D	D	D+
2. Pontes	-	C-	C	C	C	C+	C+	C
3. Barragens	-	D	D	D+	D	D	D	D
4. Água potável	B-	D	D	D-	D-	D	D	C-
5. Energia	-	-	D+	D	D+	D+	D+	C-
6. Resíduos Perigosos	D	D-	D+	D	D	D	D+	D+
7. Vias navegáveis interiores	B-	-	D+	D-	D-	D-	D	D+
8. Diques	-	-	-	-	D-	D-	D	D
9. Portos	-	-	-	-	-	C	C+	B-
10. Parques públicos e recreação	-	-	-	C-	C-	C-	D+	D+
11. Trilho	-	-	-	C-	C-	C+	B	B
12. Estradas	C+	D-	D+	D	D-	D	D	D
13. Escolas	D	F	D-	D	D	D	D+	D+
14. Lixo sólido	C-	C-	C+	C+	C+	B-	C+	C+
15. Transito	C-	C-	C-	D+	D	D	D-	D-
16. Águas residuais	C	D+	D	D-	D-	D	D+	D+
Avaliação global	C	D	D+	D	D	D+	D+	C-
Custo para melhorar (USD)*	-	-	\$1,3T	\$1,6T	\$2,2T	\$3,6T	\$4,59T	\$5,94T
(*) Período de avaliação (anos)	-	-	5	5	5	8	10	10

Fonte: (ASCE, 2017)

Analisando apenas a categoria de pontes apresentada no relatório da ASCE (2021), menciona-se que, até 2019, 7,5% das pontes dos EUA eram estruturalmente deficientes, ou seja, 46.154 das 617.000 pontes registradas, e 4 em cada 10 pontes ($\approx 42\%$) têm 50 anos ou mais. Além disso, houve uma média de 178 milhões de viagens por dia nessas pontes estruturalmente deficientes. O relatório menciona que a reabilitação das pontes dos EUA é estimada em USD \$ 125 bilhões. Também apresentou duas categorias de estado de saúde das pontes: boa e regular (ver Figura 1.2.1.a). Destacando que muitas pontes estão caindo na categoria de regular, mostrando preocupação que a taxa de deterioração excede a taxa de reparo, reabilitação e substituição.



(a) Estado das pontes nos EUA – Adaptado de ASCE (2021)



(b) Estado das obras de arte especiais no Brasil – Adaptado de DNIT (2012-2015)

Figura 1.2.1: Avaliação de estruturas

No caso do Brasil, o órgão responsável pela fiscalização de pontes e viadutos é o Departamento Nacional de Infraestrutura de Transporte (DNIT). De acordo com o relatório apresentado pelo DNIT (2015), entre 2012 e 2015, foram avaliadas 4.020 obras de arte especiais (OAE) de um total de 5.114 localizadas em rodovias federais. Os exames técnicos mostraram que 14,65% das estruturas estão em ótimo estado (Nota 5), 38,23% em bom estado (Nota 4), e 42,28% em estado regular (Nota 3) (ver Figura 1.2.1.b).

Falhas estruturais podem causar catástrofes, como é o caso de pontes ou viadutos que desabaram no Brasil (Viaduto da galeria dos estados – Brasília (Bernardes, 2018), Ponte Curuçá na BR-319 – Amazonas (AM, 2022)), Colômbia (Ponte Chirajara - Cundinamarca (G1, 2018a)), Itália (Viaduto Polcevera - Gênova (G1, 2018b)), entre outros. Os problemas associados ao envelhecimento, materiais e projeto continuam chamando a atenção. De acordo com Chen e Ni (2018), a avaliação do estado das estruturas depende em grande parte da inspeção visual. Essa metodologia é considerada subjetiva e imprecisa, e representa uma barreira técnica para uma gestão eficaz. Segundo os autores, a avaliação do estado estrutural das pontes costuma ser expressa em termos de índices subjetivos baseados apenas na inspeção visual.

Estruturas com idade avançada e/ou algum grau de deterioração requerem um elevado custo econômico para a sua recuperação (ver Tabela 1.2.1). Isso representa uma barreira para os países substituírem grande parte da infraestrutura danificada. Portanto, é necessário criar projetos de pesquisa que avaliem o estado de saúde de uma estrutura existente, detectando precocemente a presença de dano. Metodologias baseadas em Monitoramento da Saúde Estrutural oferecem dados confiáveis para os órgãos ou entidades responsáveis pelo reparo de infraestrutura. Dessa forma, evita-se o colapso que pode colocar em risco vidas humanas e reduz-se os custos de manutenção ao longo de sua vida útil.

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 Objetivo geral

Desenvolver metodologias de detecção de danos baseadas na Transformada Wavelet Sincronizada que possam ser aplicadas a qualquer tipo de estrutura na construção civil, como um edifício ou uma ponte, sem conhecimento prévio da estrutura através da identificação de mudanças nas frequências naturais.

1.3.2 Objetivos específicos

- Avaliar a eficiência da SWT na identificação e quantificação das propriedades modais de edificações da construção civil no âmbito do monitoramento da saúde estrutural.
- Comparar os resultados do monitoramento da saúde estrutural em termos das frequências naturais da estrutura com métodos reconhecidos na literatura os quais empregaram registros de um sinal sem danos.
- Propor uma metodologia com abordagem global, composta pelas técnicas de Decomposição de Modo Empírico (EMD), Transformada Wavelet Sincronizadas e Interpolação *Spline* (*EMD-SWT-spline*), para identificar propriedades modais e instante de dano em registros de estruturas da construção civil sem danos e posteriormente com danos.
- Avaliar a eficiência da SWT comparando os resultados da metodologia *EMD-SWT-spline* com os de outros autores que incluíram SWT em suas metodologias e aqueles que não incluíram SWT.
- Propor uma segunda metodologia baseada nas técnicas de Suavização Gaussiana (SG) com critério bayesiano, Transformada Sincronizada Wavelet com proposta de uma nova Wavelet mãe e a interpolação *spline* (*SG-SWT-spline*) para identificar as propriedades modais e presença de danos em registros de estruturas da construção civil sem danos e posteriormente com danos.
- Avaliar a robustez da metodologia *SG-SWT-spline* através da aplicação em uma estrutura real, fortemente afetada por mudanças nas condições operacionais e ambientais.

1.4 METODOLOGIA

Foi realizada uma extensa revisão dos diferentes métodos utilizados para a detecção de danos em estruturas civis. De acordo com Rytter (1993), os métodos de detecção de dano podem ser classificados em quatro níveis: determinação da presença de dano, localização geométrica do dano, quantificação da gravidade do dano e previsão da vida útil da estrutura. Neste trabalho, é proposta uma metodologia cujo escopo é determinar a presença de dano.

Esta proposta de tese passou por um processo de construção, no qual foram analisadas diferentes abordagens, técnicas e metodologias. O caminho que permitiu alcançar o objetivo

proposto é descrito a seguir: primeiro, foi avaliada a robustez da Transformada Wavelet Sincronizada (SWT) como método de identificação de propriedades modais. Posteriormente, foram propostas duas metodologias para identificação de danos, ambas baseadas na SWT. A primeira metodologia consistiu em três técnicas: (1) Decomposição de Modo Empírico (EMD), (2) SWT e (3) Interpolação *spline*. A segunda metodologia consistiu em: (1) Suavização Gaussiana, (2) SWT e (3) Interpolação *spline*, e incluiu uma proposta de Wavelet mãe. As duas metodologias foram testadas no Benchmark Fase I, um edifício de aço construído na escala 1:4 pela Universidade de British Columbia (UBC - Canadá). A segunda metodologia foi implementada na Ponte Tianjin Yonghe localizada na China, como exemplo de aplicação real.

As metodologias propostas foram totalmente desenvolvidas na linguagem de programação MATLAB. Alguns dos algoritmos utilizados foram disponibilizados por seus criadores. Cohen (2019) programou um método de redução de ruído no domínio do tempo conhecido como Suavização Gaussiana. O algoritmo de Suavização Gaussiana foi adaptado às necessidades deste trabalho, incluindo o Critério de Informação Bayesiano (BIC) para determinar a amplitude da campana de Gauss na metade da altura. Goncalves, Rilling e Flandrin (2003) forneceram vários códigos com diferentes aplicações do método de Decomposição de Modo Empírico. Johnson *et al.* (2004) desenvolveram um código conhecido como Datagen, com o qual foi possível obter os sinais de aceleração do Benchmark Fase I. Por fim, o MATLAB R2022a possuiu as funções de SWT e interpolação *spline* (Misiti *et al.*, 2022). Algumas linhas de código foram incluídas na função SWT, que contém a Wavelet mãe proposta.

1.5 CONTRIBUIÇÕES

A metodologia proposta pode ser utilizada para monitorar o estado de saúde das estruturas, permitindo uma gestão eficaz das obras civis. As principais contribuições e aspectos inovadores desta tese são apresentados a seguir.

Criação da metodologia *EMD-SWT-spline* para monitoramento da saúde estrutural capaz de identificar o conteúdo de frequência de estruturas da construção civil, a partir de um único registro, ou seja, utilizando um único sensor e sem conhecimento *a priori* da estrutura.

Criação da metodologia *SG-SWT-spline* para monitoramento da saúde estrutural que oferece melhor desempenho na identificação de propriedades modais em sinais ruidosos e não estacionários em comparação com a metodologia *EMD-SWT-Spline* e outras metodologias reconhecidas na literatura.

Proposta de uma função Wavelet mãe, com melhor desempenho na identificação de propriedades modais em relação às Wavelets atualmente disponíveis para a função Transformada Wavelet Sincronizada no MATLAB R2022a.

Proposta de abordagem de redução de ruído de um registro adaptando o método de Suavização Gaussiana por meio do Critério de Informação Bayesiano no monitoramento da saúde estrutural.

Uma das principais vantagens da formulação proposta é seu baixo custo computacional e de materiais. A identificação das frequências naturais de um sinal pode levar menos de 1 (um) minuto de processamento dependendo das características do computador utilizado. Com relação aos materiais, se mostrou que com um único sensor é possível identificar todas as frequências naturais de uma estrutura complexa, como a Ponte Tianjin Yonghe, com grandes vãos e frequências naturais pouco espaçadas.

Com relação às desvantagens da formulação proposta, ficou evidenciado que não é adequada para avaliar pequenos danos estruturais onde as frequências naturais não sofrem alteração. Isso pode ser observado na Tabela 4.1.4 apresentada na seção 4.1, onde os padrões de dano tipo (iii) e (iv) para a estrutura do Benchmark Fase I apresentaram pouca alteração nos valores das frequências naturais.

1.6 PUBLICAÇÕES

A partir dos resultados obtidos durante a elaboração deste trabalho de pesquisa, foram desenvolvidos três artigos. Dois artigos já foram publicados e um está em revisão. As publicações foram feitas nos seguintes periódicos:

- SANCHEZ, W. D.; BRITO, J. V. DE; AVILA, S. M. Structural Health Monitoring Using Synchrosqueezed Wavelet Transform on IASC-ASCE Benchmark Phase i. **International Journal of Structural Stability and Dynamics**, v. 20, n. 12, 1 nov. 2020.
- SANCHEZ, W. D.; AVILA, S. M.; BRITO, J. V. DE. A methodology based on Empirical Mode Decomposition and Synchrosqueezed Wavelet Transform for modal properties identification and damage detection. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 44, n. 11, 1 nov. 2022.

- SANCHEZ, W. D.; AVILA, S. M.; BRITO, J. V. DE. A methodology for damage detection in civil structures based on Synchrosqueezed Wavelet Transform. **Structural Health Monitoring** (Under review).

1.7 ORGANIZAÇÃO DA TESE

A organização desta tese desenvolve-se em torno de três artigos. O primeiro e o segundo artigos já foram publicados e são apresentados no item 4.1 e 4.2, respectivamente. O terceiro artigo está em revisão e é apresentado no item 4.3. Estes artigos descrevem a evolução deste trabalho de pesquisa. No primeiro artigo, avalia-se a precisão na identificação das frequências naturais do Benchmark Fase I, utilizando a Transformada Wavelet Sincronizada (SWT). No segundo artigo, é feita uma primeira proposta de metodologia, utilizando a SWT, um método de redução de ruído conhecido como Decomposição de Modo Empírico (EMD) e a Interpolação *spline*. Os resultados obtidos com esta metodologia foram melhores em comparação aos relatados no primeiro artigo. Posteriormente, uma segunda metodologia é proposta, utilizando a Suavização Gaussiana como método de redução de ruído e propondo uma Wavelet mãe. Os resultados obtidos com a segunda metodologia foram melhores, em comparação aos apresentados nos dois primeiros artigos. Além disso, a segunda metodologia foi testada na ponte Tianjin Yonghe; uma estrutura em escala real.

O conteúdo de cada um dos capítulos que compõem esta tese é descrito a seguir:

Capítulo 1 apresenta uma breve introdução, motivação, objetivos, metodologia, contribuições e publicações.

Capítulo 2 apresenta uma revisão da literatura, que consiste em uma explicação detalhada dos métodos atuais de detecção de danos e um estado da arte sobre o tema de pesquisa.

Capítulo 3 contém uma descrição dos elementos que compõem a metodologia proposta.

Capítulo 4 descreve as metodologias propostas para o monitoramento da saúde estrutural, por meio de três itens. Cada item corresponde a um artigo.

Item 4.1 apresenta a capacidade da SWT de identificar propriedades modais, como frequências naturais. Aplicando a SWT no Benchmark Fase I, foi possível identificar seis das oito frequências relatadas por Johnson *et al.* (2004) para o caso da estrutura sem dano. O erro máximo encontrado foi de 3,06% em relação aos valores apresentados pelo grupo IASC-ASCE.

Item 4.2 apresenta uma primeira proposta de metodologia para identificação de danos. Para validar a eficiência da metodologia, são identificadas as frequências naturais e o instante de

dano de um sinal obtido do Benchmark Fase I. O sinal analisado é construído a partir da união de dois sinais. Um primeiro sinal sem danos e um segundo sinal com danos. O sinal com dano obedece ao padrão de dano tipo 2, ou seja, perda de rigidez no primeiro e terceiro pavimento do Benchmark. Aplicando a metodologia proposta ao segmento de sinal sem danos, todas as frequências naturais foram identificadas e o erro máximo encontrado foi de 2,31%, inferior ao relatado no item 4.1.

Item 4.3 apresenta outra proposta de metodologia para identificação de danos. Nesta metodologia, a precisão na identificação das frequências naturais e o número de sensores utilizados na análise são considerados como critérios de eficiência. A metodologia é testada em duas estruturas de referência. A primeira estrutura corresponde ao Benchmark Fase I e a segunda à Ponte Tianjin Yonghe. Todas as frequências naturais do Benchmark foram identificadas, o erro máximo foi de 1,16% para o sinal sem danos, em comparação com Johnson *et al.* (2004). Este erro é inferior aos apresentados nos itens 4.1 e 4.2. Em relação à ponte Tianjin Yonghe, foram identificadas todo o conteúdo das frequências para dois estados da estrutura, saudável e danificado. Os valores obtidos são comparados com os reportados em outros trabalhos. Em ambas as estruturas foi utilizado um único sensor.

Capítulo 5 descreve as principais conclusões e sugestões de temas relevantes para trabalhos futuros, seguido das referências bibliográficas.

Apêndices A apresenta informações sobre as estruturas que foram analisadas neste trabalho.

Apêndices B apresenta os códigos em MATLAB.

Apêndices C apresenta uma tabela comparando várias técnicas de monitoramento da saúde estrutural que foram testadas no Benchmark Fase I. Das e Saha (2018) publicaram um artigo do tipo revisão, que serviu de base para a escolha da Transformada Wavelet Sincronizada como técnica de processamento de sinais nesta tese.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

O Monitoramento da Saúde Estrutural (SHM) é definido por Pawar e Ganguli (2011) como a aquisição, validação e análise de dados técnicos para facilitar as decisões de gerenciamento no ciclo de vida de uma estrutura. Chen e Ni (2018) definem SHM como o processo de implementação de uma estratégia para identificar danos e avaliar a saúde estrutural. Por sua vez, dano pode ser definido como uma deficiência ou deterioração na resistência de uma estrutura, que afeta seu estado atual e seu desempenho futuro. Segundo os autores quando o dano é visível, pode assumir a forma de rachaduras, descolamento, redução de espessura ou esfoliação, etc.

Este capítulo apresenta uma revisão da literatura sobre SHM. Alguns métodos usados para detecção de danos são descritos no item 2.1. O item 2.2 apresenta um estado da arte sobre estudos prévios no SHM e estudos prévios sobre Transformada Wavelet Sincronizada.

2.1 MÉTODOS PARA DETECÇÃO DE DANOS

O SHM é uma tecnologia para a preservação de estruturas da construção civil. O SHM visa fornecer um diagnóstico em tempo real do estado dos materiais, elementos estruturais e da estrutura em geral. Devido ao monitoramento contínuo da estrutura, é possível criar um banco de dados e monitorar a evolução dos danos e/ou a vida residual da estrutura. De acordo com Balageas, Fritzen e Güemes, (2006) alguns dos benefícios da implementação do SHM nas estruturas são:

- Permite o uso otimizado da estrutura e evita falhas catastróficas
- Fornece informações ao construtor para melhorar seus produtos
- Altera drasticamente a organização do trabalho em relação aos serviços de manutenção. Redução de custos e aumento de confiabilidade.

A Figura 2.1.1 apresenta alguns módulos de um sistema SHM. Os módulos que compõem um sistema SHM dependerão das necessidades de monitoramento, características da estrutura, condições ambientais, desempenho do software e considerações econômicas (Xu e He, 2017).

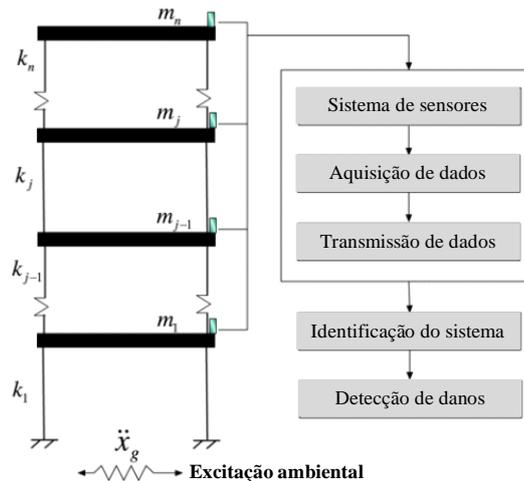


Figura 2.1.1: Sistema SHM – Adaptado de Xu e Chen (2008)

Este documento apresenta uma breve descrição dos métodos para detectar danos em estruturas civis de acordo com Xu e He (2017).

2.1.1 Métodos de testes não destrutivos

Os Métodos de Testes Não Destrutivos (NDT) segundo Hellier (2003), consistem em um exame, teste ou avaliação realizada em um objeto de qualquer tipo, tamanho, forma ou material sem modificar ou alterar esse objeto, a fim de determinar a ausência ou presença de condições ou discontinuidades que possam comprometer a utilidade ou a capacidade de serviço desse objeto.

A Sociedade Americana de Testes Não Destrutivos (ASNT) define o NDT como uma inspeção para encontrar fissuras, defeitos, corrosão e outros danos potenciais para a uma estrutura, como edifícios ou pontes, sem danificar o objeto sob inspeção. Embora os métodos de NDT não garantam a ausência de falhas, eles podem minimizar a probabilidade de ocorrência. Hellier (2001) diz que algumas variáveis, como um projeto malfeito e o uso impróprio do objeto, podem levar a uma falha, mesmo quando os métodos de NDT sejam aplicados corretamente. Segundo Xu e He (2017) as principais técnicas de NDT destinadas a obras civis são as seguintes:

- Método de velocidade do pulso ultra-sônico - *Ultrasonic pulse velocity method*
- Métodos de impacto-eco / resposta de impulso - *Impact-echo/impulse-response methods*
- Método de emissão acústica - *Acoustic emission method*

- Método radiográfico - *Radiographic method*
- Método de corrente parasitas (de Foucault) - *Eddy current method*
- Método termográfico infravermelho - *Infrared thermographic method*

2.1.2 Métodos de detecção de danos baseados em características dinâmicas

São chamados frequentemente de métodos de detecção de danos baseados em vibração. De acordo com Xu e He (2017) ao contrário dos métodos não destrutivos que consideram uma abordagem local, os métodos de detecção de danos baseados em características dinâmicas consideram uma abordagem global. A abordagem global detecta mudanças nas características da estrutura geral, enquanto a abordagem local verifica detalhadamente os componentes da estrutura. Para Doebling *et al.* (1996) e Fan e Qiao (2011), esses métodos são baseados na premissa de que características dinâmicas, como frequências naturais, formas naturais de vibração e razão de amortecimento, são uma função das propriedades físicas da estrutura, como massa, rigidez, amortecimento e condições de contorno. Desta forma, se houvesse mudanças nas propriedades físicas, seria possível detectar mudanças nas características dinâmicas. Por exemplo, as fissuras causam uma redução na rigidez. Portanto, é intuitivo que o dano possa ser identificado através de mudanças nas características dinâmicas.

Algumas das vantagens potenciais oferecidas pelos métodos baseados em vibração são: a ausência de requisitos de inspeção visual, automação e a capacidade de adotar uma abordagem global. Para Fassois e Sakellariou (2007) esses métodos são mais eficazes e de menor custo em comparação com técnicas de NDT. Segundo Fan e Qiao (2011), os métodos de NDT para identificação local de dano, por exemplo, ultrassônico e radiográfico, exigem conhecer a priori a localização do dano e garantir fácil acesso, esses requerimentos são difíceis de garantir em obras civis. Assim, técnicas baseadas em vibrações, que identificam danos globais, foram desenvolvidas para superar todas essas dificuldades.

De acordo com Xu e He (2017) a maioria dos métodos baseados em características dinâmicas, se enquadra no domínio da frequência. Os métodos mais representativos baseados em características dinâmicas são:

- Mudanças de frequência naturais - *Natural frequency changes*
- Mudanças de forma de modo - *Mode shape changes*
- Mudanças modais de amortecimento - *Modal damping changes*

- Mudanças na função de resposta de frequência (FRF) - *Frequency Response Function (FRF) changes*
- Mudanças na curvatura da forma do modo - *Mode shape curvature changes*
- Mudanças de energia de tensão modal - *Modal strain energy changes*
- Mudanças de flexibilidade - *Flexibility changes*

2.1.3 Métodos de detecção de danos baseados em respostas dinâmicas

Métodos baseados em respostas dinâmicas usam diretamente a resposta estrutural para diagnosticar danos, sem a necessidade de extrair características dinâmicas como: frequências naturais, formas naturais de vibração ou razão de amortecimento. Segundo Xu e He (2017) o princípio fundamental por trás desses métodos é que eles consideram a resposta estrutural como uma função das propriedades físicas da estrutura (massa, rigidez, amortecimento, etc.). Portanto, através da resposta estrutural, o dano pode ser capturado e refletido por meio de índices definidos.

A diferença entre os métodos de detecção de danos baseado em características dinâmicas dos métodos baseado em resposta dinâmica é a seguinte:

- Baseado em características: utiliza como índice de dano as características dinâmicas estruturais extraídas da resposta estrutural.
- Baseado em resposta: obtém os índices de danos diretamente da análise de resposta estrutural, como a variação dos coeficientes de onda ou o pico no sinal de resposta.

Dois técnicas amplamente utilizadas para a detecção de danos baseada em resposta dinâmica são: Transformada Wavelet (WT) e Transformada Hilbert-Huang (HHT). Segundo Fan e Qiao (2011) ambas técnicas são baseadas no fato de que a ruptura súbita de um elemento estrutural, como rachaduras, introduz pequenas descontinuidades no sinal de resposta medido na vizinhança do local de dano. As técnicas de detecção de danos baseadas em resposta dinâmica são:

- Transformada Wavelet - *Wavelet Transform (WT)*
- Transformada Hilbert-Huang - *Hilbert-Huang transform (HHT)*
- Método de decomposição no modo empírico - *Empirical Mode Decomposition method (EMD)*

- Método estatístico de detecção de danos baseado em momentos - *Statistical moment-based damage detection method*

2.1.4 Método de detecção de danos em múltiplas escalas

A detecção de danos em múltiplas escalas segundo Zhang e Xu (2016), combina três técnicas: (1) Técnica de reconstrução de resposta em escala múltipla (*Multi-scale Response Reconstruction Technique*); (2) Rede de função de base radial (*Radial-Basis-Function network – RBF network*) e (3) Método de atualização do modelo de elementos finitos (FE) baseado em sensibilidade de resposta (*Response sensitivity-based finite element (FE) model updating method*).

O método de detecção de danos em múltiplas escalas segundo Xu e He (2017) funciona da seguinte forma: se ocorrer dano na estrutura, a rede RBF treinada é usada para prever deslocamentos e modos de deformação, utilizando os parâmetros modais extraídos dos dados de medição através de Análise Modal Experimental (*Experimental Modal Analysis - EMA*). Os deslocamentos e modos de deformação são usados para reconstruir as respostas da estrutura danificada por meio do Filtro de Kalman (Kalman, 1960). A partir dessas respostas reconstruídas, o dano é identificado em termos de atualização do modelo de elementos finitos baseado em sensibilidade.

2.1.5 Métodos de detecção de dano considerando incertezas

Muitos métodos de detecção de danos assumem que o modelo em estudo representa fielmente as características da estrutura real. Segundo Xu e He (2017) a precisão de tais métodos é questionável devido à existência de uma quantidade significativa de incertezas, por exemplo: presença de membros não estruturais, condições de contorno, variação nas propriedades dos materiais, variabilidade ambiental, erros associados com sinais de medição, etc. Portanto, os resultados obtidos na detecção de danos serão um reflexo dessas incertezas. Isso torna necessário analisar a origem das incertezas, quantificar e avaliar seus efeitos, para garantir a confiabilidade dos resultados. Segundo Fugate, Sohn e Farrar (2001) se houvesse grandes incertezas, a detecção de danos seria distorcida, resultando em dois tipos de falsa indicação de dano: (1) Indicação de dano falso positivo (identifica dano quando não há dano) e (2) Indicação de dano falso negativo (não há identificação de dano quando há dano).

Xu e He (2017) classificam as incertezas em três grandes grupos:

- Erros de metodologia: são gerados pela limitação do próprio método em identificar o dano.
- Erros de modelagem: estão relacionados às incertezas do modelo que representa a estrutura real, incluem principalmente erros de discretização, erros de configuração e erros em parâmetros mecânicos.
- Ruído de medição: vêm principalmente de procedimentos e equipamentos relacionados a medições de resposta. São classificados em erros do sistema (localização e orientação imprecisa dos sensores e desalinhamento dos atuadores de força) e erros aleatórios (ruído ambiental, erro de calibração do sensor e/ou atuador).

Diferentes técnicas foram desenvolvidas para detecção de danos considerando incertezas, tais como:

- Abordagem da perturbação - *Perturbation approach*
- Abordagem Bayesiana - *Bayesian approach*
- Reconhecimento estatístico de padrões - *Statistical pattern recognition*
- Simulação de Monte Carlo - *Monte Carlo simulation*
- Método de detecção de danos estocásticos com incertezas paramétricas - *Stochastic damage detection method with parametric uncertainties*

2.2 ESTADO DA ARTE

Esta seção apresenta o estado da arte em Monitoramento da Saúde Estrutural (SHM) e o uso da Transformada Wavelet Sincronizada (SWT) como um método para detecção de danos. No item 2.2.1 a produção acadêmica na área de SHM é descrita de forma geral, enquanto o item 2.2.2 trata da produção científica em SHM utilizando Transformada Wavelet (WT) e SWT. Além disso, são descritos alguns artigos relevantes que implementaram a SWT.

2.2.1 Estudos prévios sobre Monitoramento da Saúde Estrutural

Nas últimas décadas, o Monitoramento da Saúde Estrutural (SHM) passou por um rápido desenvolvimento devido ao avanço dos sistemas de computação de alta velocidade, o que facilitou a redução do tempo de processamento de dados e gerenciamento de informações. Segundo Chen e Ni (2018), o SHM requer uma abordagem sinérgica e multidisciplinar. Na

ausência de um método de detecção de danos que se aplique a todos os sistemas estruturais e mecânicos (ver item 2.1), abre-se a possibilidade de amplas linhas de investigação.

Considerando os critérios de pesquisa apresentados na Tabela 2.2.1, foram consultadas as publicações sobre monitoramento da saúde estrutural na página *web of science*. Constatou-se que, entre 2017 e 2022, foram publicados 3.158 artigos nas categorias de engenharia civil, tecnologia da construção, mecânica e engenharia mecânica. Desses 3.158 artigos, 728 artigos foram publicados no ano passado (2021). A partir da Figura 2.2.1 é possível observar o número de publicações por ano e o número de citações. Com base no comportamento dos dados, pode-se afirmar que o SHM é uma área de pesquisa de interesse atual e em desenvolvimento. Recentemente foram publicados vários artigos do tipo revisão sobre SHM, contendo uma revisão exhaustiva de artigos científicos em diferentes áreas de pesquisa, por exemplo: pontes (He *et al.*, 2022; Rizzo e Enshaeian, 2021; Zhang e Yuen, 2022), edifícios (Shan *et al.*, 2020; Sivasuriyan *et al.*, 2021; Sun, Burton e Huang, 2021), entre outros.

Tabela 2.2.1: Critérios de pesquisa para SHM

Palavras chaves	<i>Structural Health Monitoring</i>
Ano de publicação	2017 – 2022
Categoria	<i>Engineering civil - Construction building Technology - Engineering Mechanical – Mechanics</i>
Tipo de documento	<i>Paper</i>
Total de artigos	3158

A página *Web of Science* permite exportar no máximo 1000 registros para análise em outro software, por exemplo, VOSViewer. Considerando esta limitação, foram analisadas apenas as palavras-chave para SHM associadas à categoria Engenharia Civil entre 2020 e 2022. O resultado obtido é apresentado na Figura 2.2.2. As palavras-chave estão localizadas sobre um círculo, que será maior ou menor dependendo do número de vezes que ela seja repetida. Além disso, através de linhas e grupos de cores (*cluster*) são conectadas as palavras-chaves que foram relacionadas em um artigo. Portanto, algumas observações poderão ser feitas, permitindo ao leitor fazer outras anotações de acordo com seu tópico de interesse. Nota-se que existem estudos extensos sobre concreto, pontes e cabos. Além disso, grande parte do trabalho se concentrou na identificação de propriedades modais. Alguns dos métodos mais comumente usados em SHM

são a Transformada Wavelet e Redes Neurais. Portanto, mostra-se que a metodologia proposta nesta tese é de interesse atual da comunidade acadêmica.



Figura 2.2.1: Relatório sobre o SHM – Fonte: *web of Science*

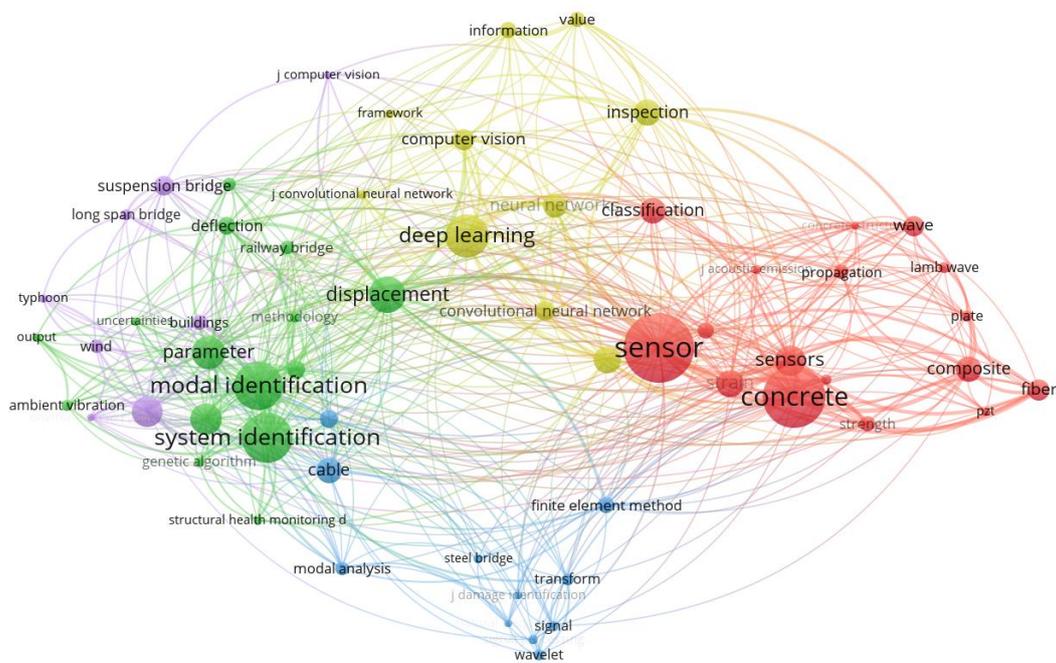


Figura 2.2.2: Palavras chaves para SHM (em inglês) – Fonte: *web of Science*

2.2.2 Estudos prévios sobre Transformada Wavelet Sincronizada

Existem vários tipos de Transformadas Wavelet (WT), tais como: a Transformada Wavelet Discreta (DWT), a Transformada Wavelet Contínua (CWT) e a Transformada Wavelet Sincronizada (SWT). Este capítulo apresenta uma breve revisão das tendências e interesses relacionados à Transformada Wavelet como método para SHM. Posteriormente, são apresentados alguns trabalhos onde a Transformada Wavelet Sincronizada foi especificamente considerada. Artigos sobre SHM usando WT e SWT foram consultados através do site “*web of science*”. Considerando como filtro de pesquisa os parâmetros apresentados na Tabela 2.2.2, e com a ajuda do *software VOSViewer* a Figura 2.2.4 foi construída.

Utilizando os critérios de pesquisa apresentados na Tabela 2.2.2, foi encontrado um total de 233 artigos publicados com as palavras-chave SHM + WT entre os anos de 2012 e 2022. A partir da Figura 2.2.3, observa-se uma tendência de crescimento no número de publicações e citações, demonstrando interesse em utilizar a WT como método de detecção de danos nas categorias contempladas na consulta. Por sua vez, a Figura 2.2.4 foi construída a partir das palavras-chave obtidas na consulta na página *web of science*. Pode-se observar que a estrutura mais estudada corresponde a pontes e que métodos como música e redes neurais têm sido amplamente utilizados para detecção de danos.

Tabela 2.2.2: Critérios de pesquisa para SHM usando WT e SWT

Palavras chaves	<i>SHM + WT</i>	<i>SHM + SWT</i>
Ano de publicação	2012 - 2022	
Categoria	<i>Engineering civil - Construction building Technology - Engineering Mechanical – Mechanics</i>	
Tipo de documento	<i>Paper</i>	
Total de artigos	233	19

SHM + WT= “Health Monitoring” + Wavelet; SHM + SWT= “Health Monitoring” + “Synchrosqueezed Wavelet”

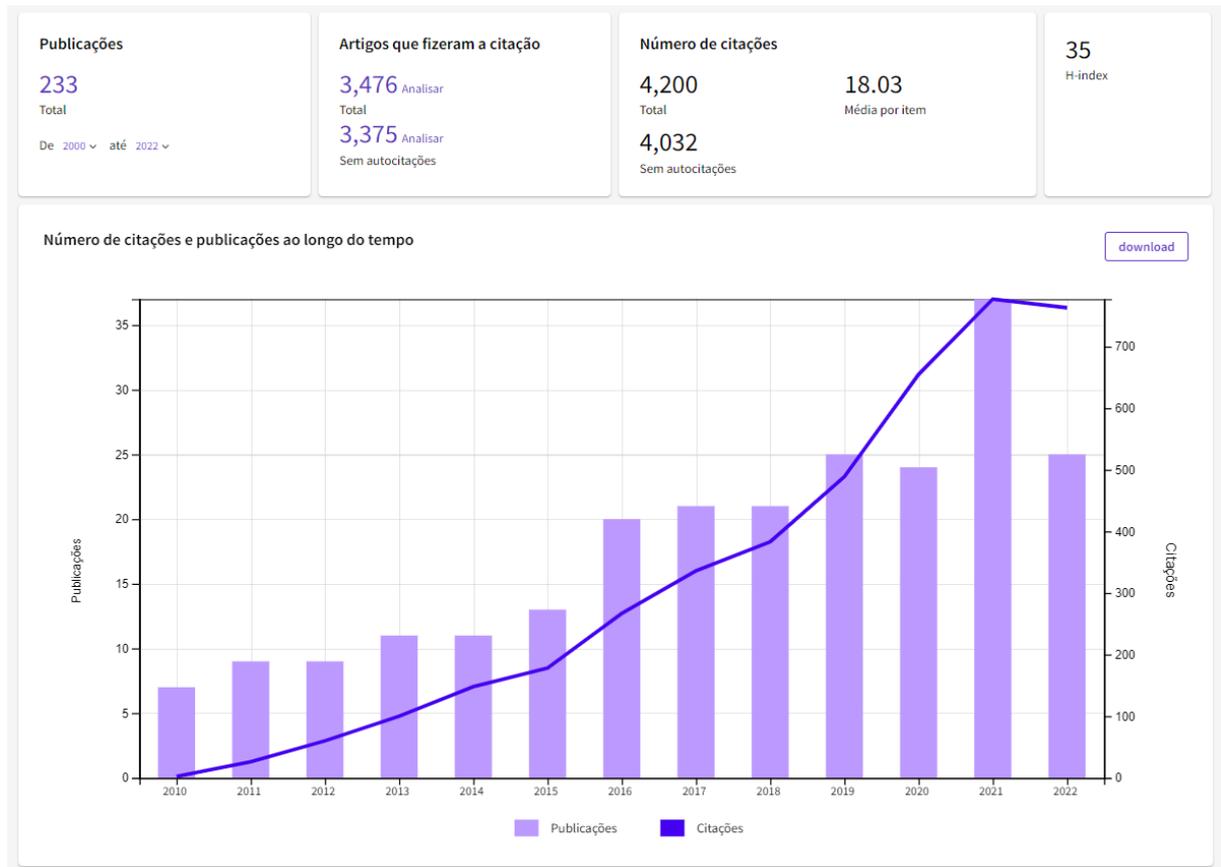


Figura 2.2.3: Relatório sobre o SHM usando WT – Fonte: *web of science*

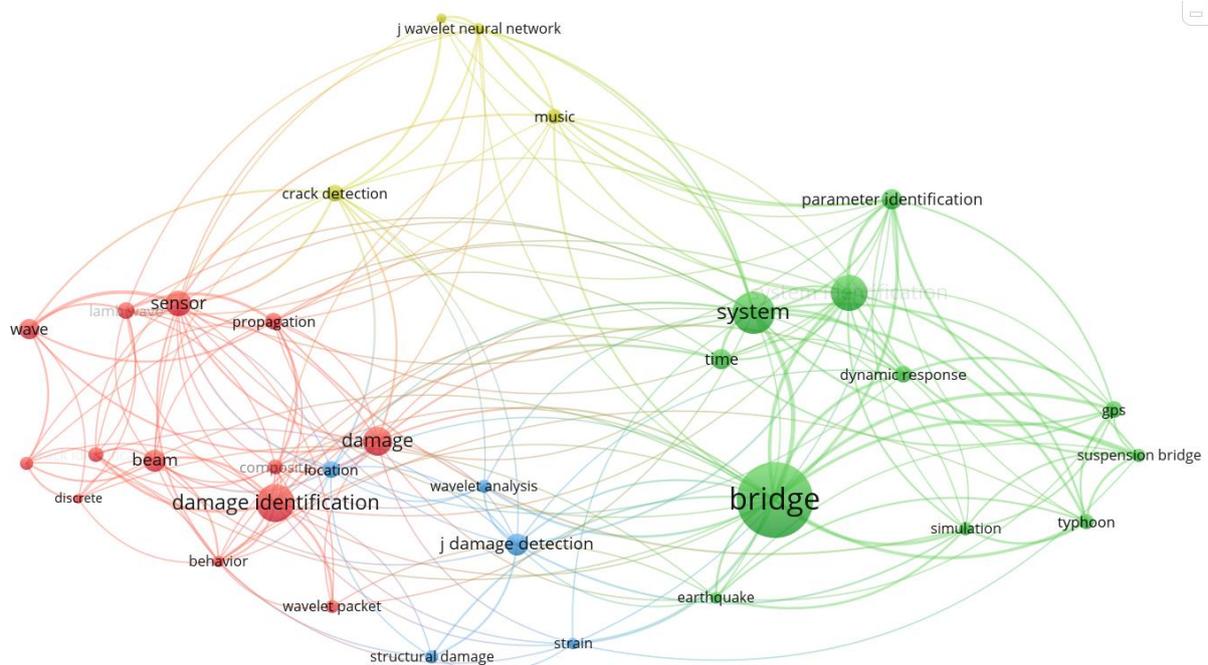
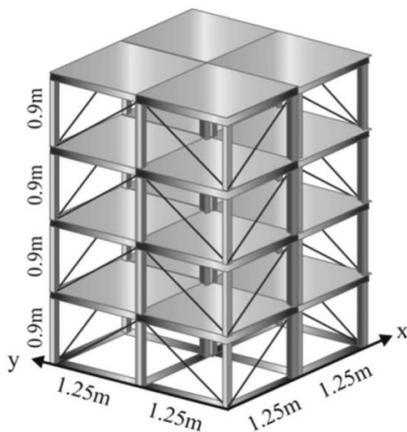


Figura 2.2.4: Palavras chaves para SHM (em inglês) – Fonte: *Web of science*

Ao consultar os trabalhos que utilizaram a Transformada Wavelet Sincronizada como técnica de monitoramento da saúde estrutural foram encontrados apenas 19 artigos, considerando os critérios de busca apresentados na Tabela 2.2.2. Alguns trabalhos relevantes que incorporaram a SWT em suas metodologias são apresentados a seguir.

Pérez *et al.* (2015) propuseram uma metodologia para identificar propriedades modais como frequências naturais e razão de amortecimento. A metodologia proposta consistiu na utilização de quatro técnicas: Técnica de Decremento Aleatório (RDT), Transformada Wavelet Sincronizada (SWT), Transformada de Hilbert (HT) e Filtro de Kalman (KF). O RDT é primeiro aplicado ao sinal para calcular a resposta de vibração livre, logo a SWT é usada para decompor a resposta de vibração em componentes de modo individual. Através de HT e KF, as frequências e razão de amortecimento de cada modo são calculadas individualmente. A eficiência da metodologia foi testada em três estruturas: um sistema com três graus de liberdade, Benchmark Fase I, e uma ponte real localizada em Querétaro, México (ver Figura 2.2.5). Os autores concluíram que os resultados obtidos foram satisfatórios, pois se aproximaram dos valores de referência. Além disso, destacaram que a metodologia é robusta para identificar propriedades modais em sinais embutidos no ruído em comparação com métodos como Decomposição em Modo Empírico de Conjunto Completo (CEEMD) e ST-MUSIC.



(a) Benchmark Fase I



(b) Ponte sobre o Rio San Juan

Figura 2.2.5: Estruturas civis analisadas por Pérez *et al.* (2015)

Uma metodologia para detectar, localizar e quantificar a gravidade dos danos às estruturas civis foi proposta por Amezquita e Adeli (2015). A metodologia proposta é realizada em três etapas: (1) aplicando a Transformada Wavelet Sincronizada o ruído do sinal é eliminado, (2) identificação de características usando a dimensão de fractalidade (FD) e (3) um novo índice é proposto para detectar danos com base nos valores calculados de FD. A metodologia foi testada

com os dados experimentais de um edifício de 38 andares, construído na escala 1:20 pela Universidade Politécnica de Hong Kong (ver Figura 2.2.6).

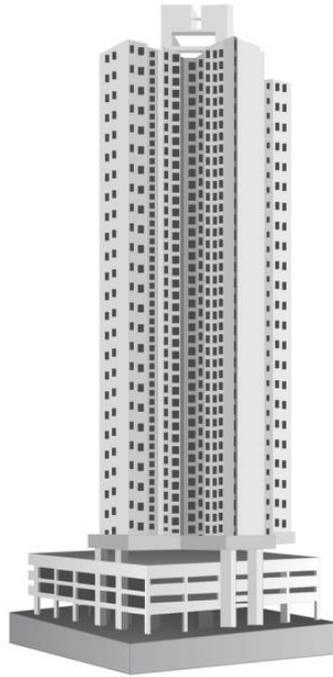


Figura 2.2.6: Edifício de 38 andares – Fonte: Amezquita e Adeli (2015)

Uma metodologia baseada na Transformada Wavelet Sincronizada para avaliar danos em motores de indução devido à quebra da barra do rotor foi proposta por Camarena *et al.* (2016). Foram analisados sinais sintéticos embutidos em diferentes níveis de ruído, bem como sinais reais de um motor de indução. Os autores analisaram as barras do rotor meio quebradas, uma quebrada e duas quebradas como cenários de dano (ver Figura 2.2.7). Os resultados obtidos a partir dos sinais sintéticos e reais mostraram que a metodologia proposta foi eficaz como método de detecção de danos.

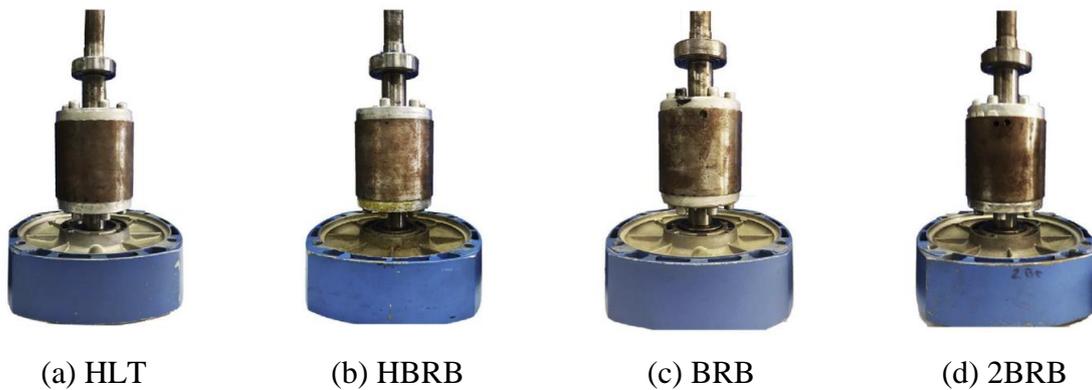


Figura 2.2.7: Condições do rotor – Fonte: Camarena *et al.* (2016)

A identificação de frequências naturais pode ser usada para estabelecer um controle de vibração ou avaliar a condição de saúde estrutural. Assim, Pérez *et al.* (2017) propuseram uma metodologia capaz de identificar parâmetros modais em sinais não lineares e corrompidos por ruído. A metodologia proposta utiliza três técnicas: Técnica de Excitação Natural (NExT), Transformada Wavelet Sincronizada e Algoritmos Genéticos (GA). A metodologia foi testada no Benchmark Fase I e em um prédio de oito andares (ver Figura 2.2.8). Os resultados relatados mostraram que a metodologia é robusta na identificação de propriedades modais.

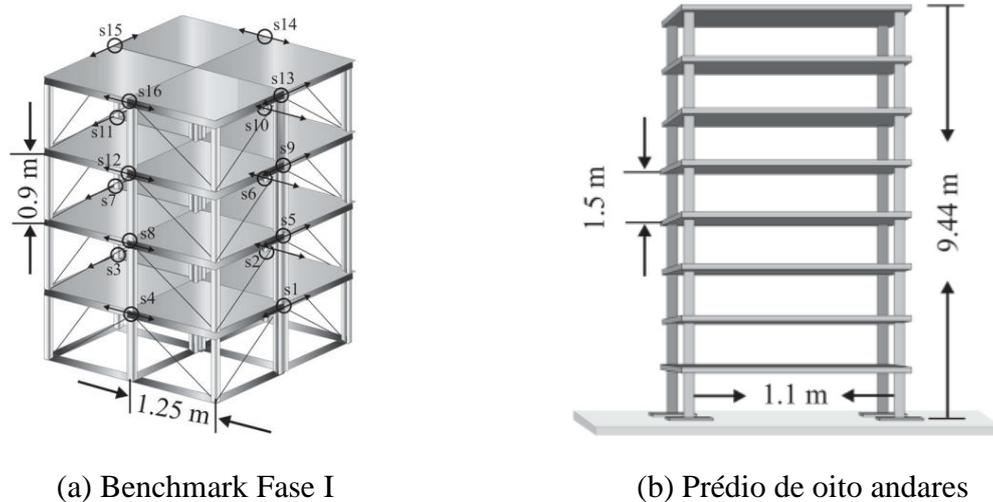


Figura 2.2.8: Estruturas civis analisadas por Pérez *et al.* (2017)

Rafiei e Adeli (2017) propuseram uma metodologia para detecção de danos em edifícios altos de forma global (ver Figura 2.2.9). A metodologia é composta por quatro técnicas: Transformada Wavelet Sincronizada, Transformada Rápida de Fourier (FFT), Máquina Boltzmann Restrita (RBM) e Classificação Dinâmica Neural (NDC). A metodologia é capaz de classificar o estado geral de saúde de uma estrutura em cinco categorias: saudável, dano leve, dano moderado, dano grave e quase colapso. Os resultados obtidos pelos autores foram comparados com outras técnicas como: k - vizinho mais próximo (KNN), redes neurais probabilísticas (PNN) e PNN aprimoradas (EPNN).

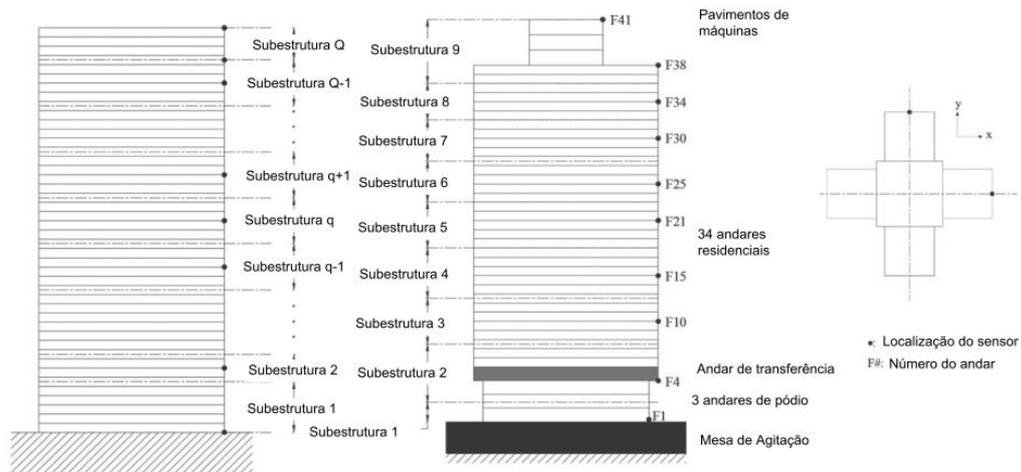
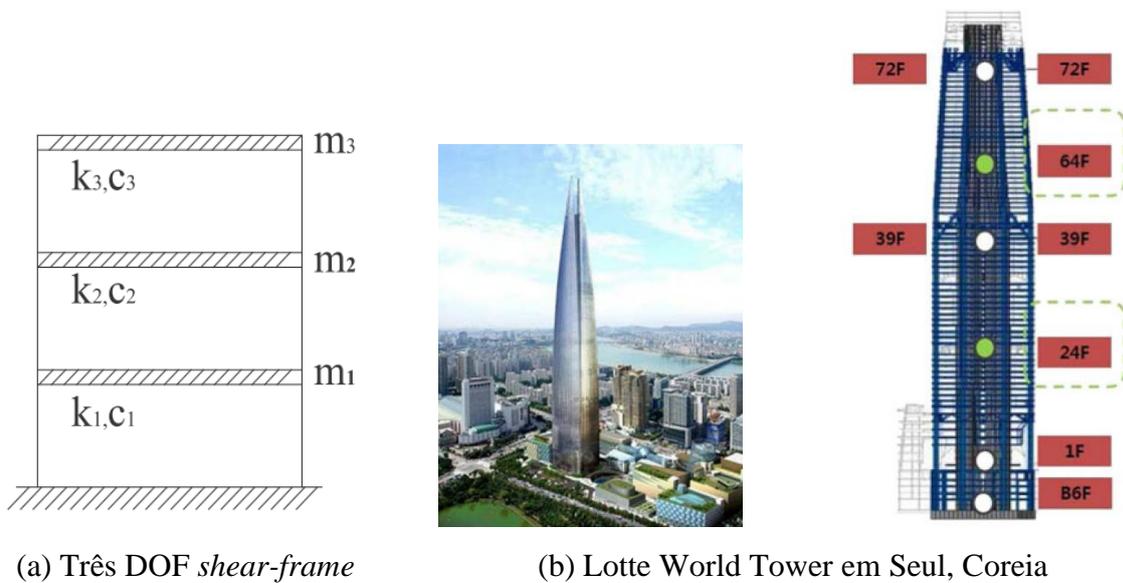


Figura 2.2.9: Estrutura do edifício (3D), escala 1:20, concreto armado de 38 andares – Fonte: Rafiei e Adeli (2017)

Uma nova abordagem para identificar propriedades modais de sinais com propriedades não lineares, não estacionárias e ruidosas foi proposta por Li, Park e Adeli (2017). A abordagem proposta integra as técnicas de Transformada Wavelet Sincronizada, transformada de Hilbert e ajuste linear por mínimos quadrados. A metodologia proposta possibilitou identificar as frequências naturais e a taxa de amortecimento de uma estrutura de cisalhamento de 3 graus de liberdade e do edifício Lotte World de 123 andares (ver Figura 2.2.10). Os autores destacaram que a metodologia proposta é promissora para monitorar a saúde estrutural de grandes estruturas reais.



(a) Três DOF *shear-frame*

(b) Lotte World Tower em Seul, Coreia

Figura 2.2.10: Casos de estudo – Fonte: Li, Park e Adeli (2017)

Usando a resposta estrutural de um edifício residencial de 38 andares obtida a partir de uma rede de sensores (ver Figura 2.2.11), Rafiei e Adeli (2018) propuseram uma metodologia para detectar o estado de saúde de uma estrutura de forma global e localmente. A metodologia proposta combina as técnicas de Transformada Wavelet Sincronizada, FFT, máquina de Boltzmann profunda não supervisionada e uma Função de Densidade de Probabilidade. Por meio de um índice de saúde estrutural (SHI), os autores avaliaram a condição de saúde global e local da estrutura.

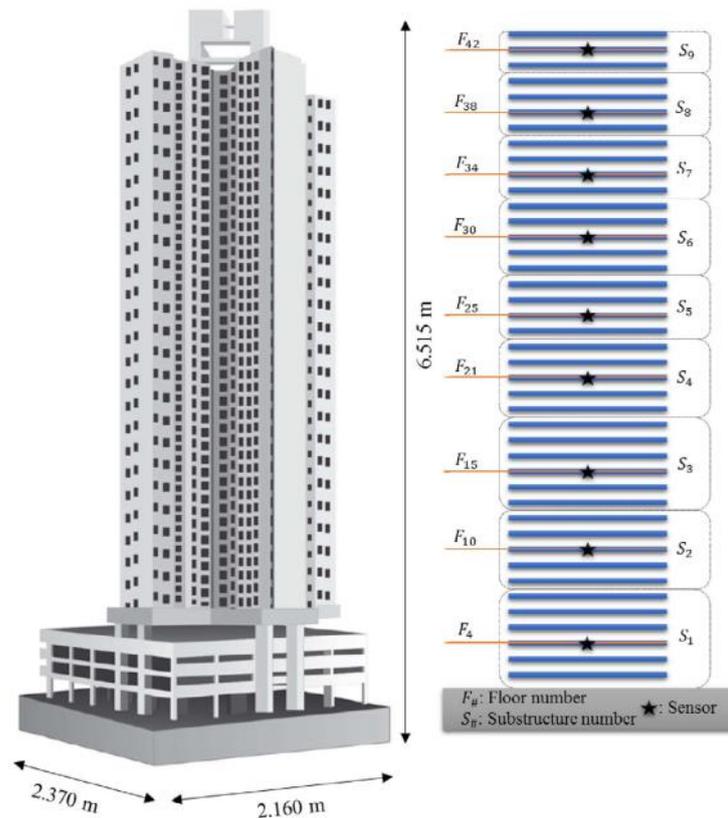


Figura 2.2.11: Edifício residencial de 38 andares – Fonte: Rafiei e Adeli (2018)

Estruturas como prédios altos e pontes com grandes vãos, é comum apresentarem conteúdo de baixa frequência e pouco espaçadas. Assim, Liu *et al.* (2019) propuseram uma metodologia para a identificação de frequências instantâneas. A metodologia proposta é composta por um Método de Decomposição em Modo Analítico Estendido (AMD), Transformada Recursiva de Hilbert e Transformada Wavelet Sincronizada. Através de dois exemplos numéricos (ver Figura 2.2.12), os autores validaram a eficácia da metodologia proposta.



Figura 2.2.12: Casos de estudo – Fonte: Liu *et al.* (2019)

Mahato e Chakraborty (2019) propuseram uma metodologia para a identificação de propriedades modais com o objetivo de realizar monitoramento de saúde estrutural e controle estrutural. A metodologia proposta combina a Transformada Wavelet Sincronizada e o agrupamento sequencial. Por meio do algoritmo *k-means*, os autores melhoraram a resolução na identificação de propriedades modais. A eficiência da metodologia proposta foi testada em um edifício em escala real (ver Figura 2.2.13).

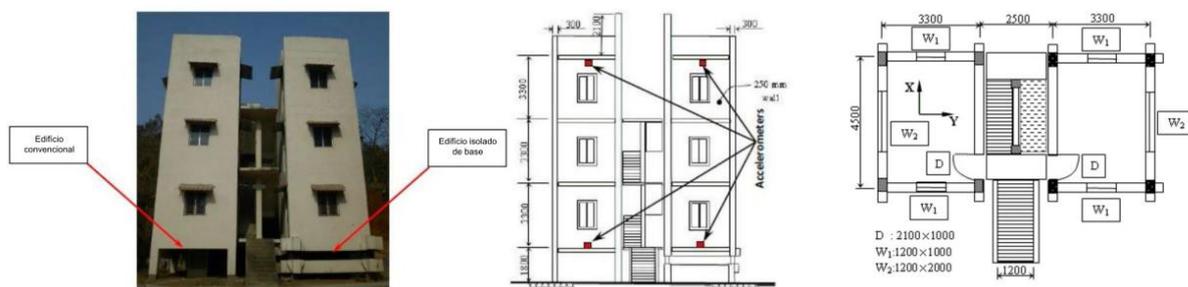


Figura 2.2.13: Casos de estudo – Fonte: Mahato e Chakraborty (2019)

Uma nova abordagem para detecção de danos em estruturas civis com base na análise de vibração foi proposta por Babajanian, Ghodrati e Darvishan (2020). A abordagem utiliza duas etapas, na primeira etapa o processamento do sinal foi realizado usando cinco técnicas de tempo-frequência (Transformada S rápida, Transformada Wavelet Sincronizada, Transformada Wavelet Empírica, Transformada Wavelet e Transformada rápida de Fourier) e na segunda etapa é feita a detecção de dano por meio da combinação de classificação de resultados. A

abordagem proposta foi testada em duas estruturas civis (ver Figura 2.2.14) e os resultados mostraram uma localização ótima do dano.

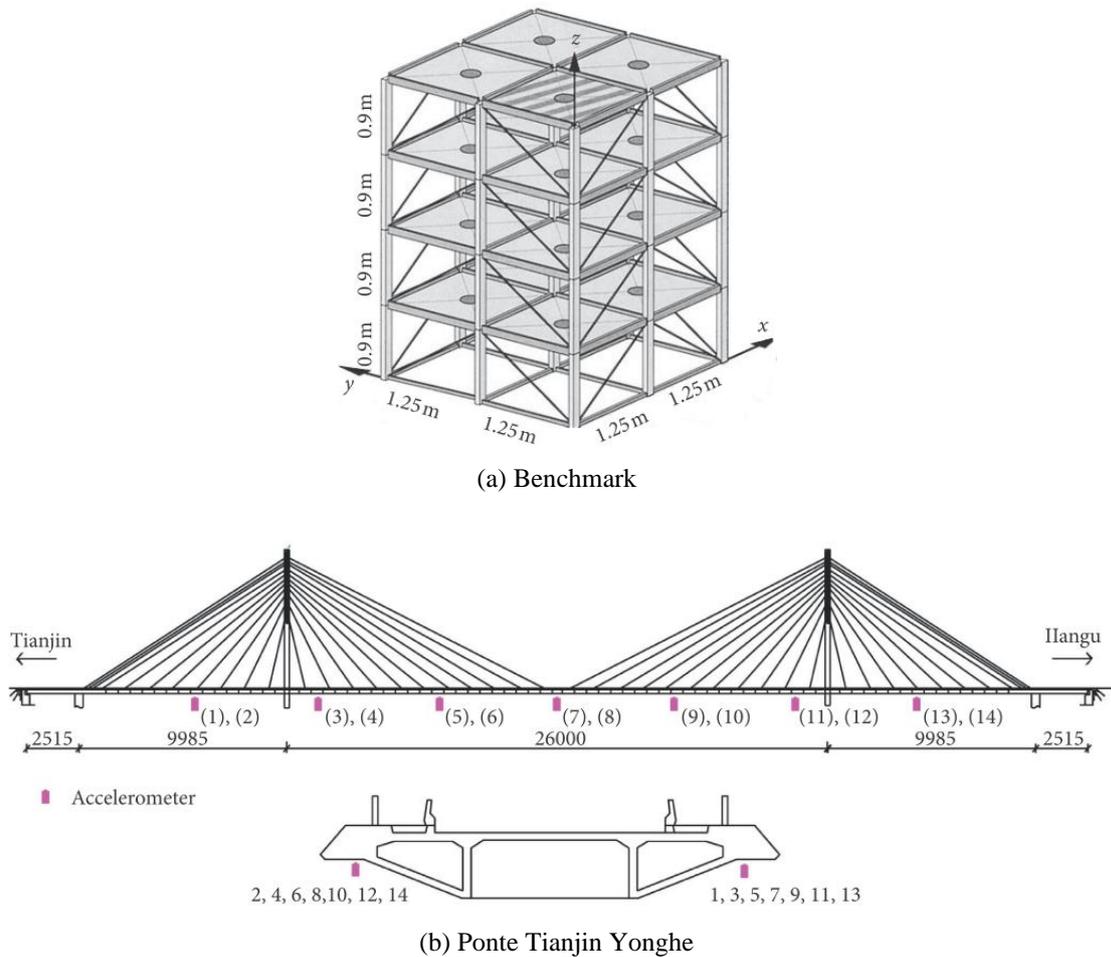


Figura 2.2.14: Estruturas analisadas – Fonte: Babajanian, Ghodrati e Darvishan (2020)

Li *et al.* (2021) estudaram três ondas de emissão acústica para identificar trincas em trilhos ferroviários (ver Figura 2.2.15). O estudo considerou trincas complexas e alto ruído operacional. Os tipos de ondas analisadas foram: as induzidas por ruído operacional, impacto e propagação de trincas. A Transformada Wavelet Sincronizada (SWT) foi utilizada para representar as características intrínsecas de cada uma das ondas. Posteriormente, usaram redes neurais convolucionais multi-ramificações para classificar automaticamente cada um dos tipos de onda considerando as características intrínsecas obtidas da SWT. Segundo os autores, a metodologia proposta permitiu a identificação de trincas superficiais e internas em trilhos.

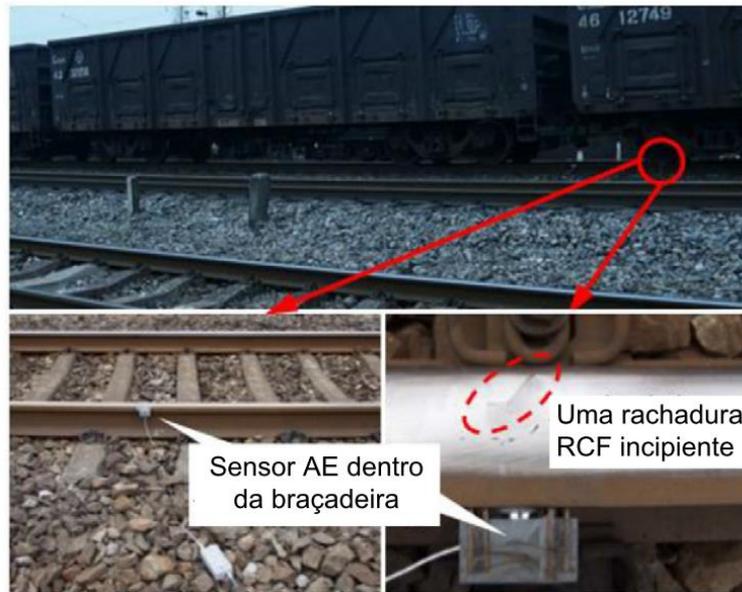


Figura 2.2.15: Monitoramento de rachaduras em trilhos – Fonte: Li *et al.* (2021)

Através do estudo da emissão acústica Wang *et al.* (2021) propuseram uma metodologia para detectar e localizar o dano. Considerando a velocidade da onda e o tempo de chegada, é possível saber com precisão o local do dano. Os autores propuseram uma metodologia composta pela Transformada Wavelet Sincronizada e pelo método de ordem temporal. A metodologia foi utilizada para estudar a distribuição de energia na seção embutida de uma barra de aço durante um ensaio de arrancamento (ver Figura 2.2.16).

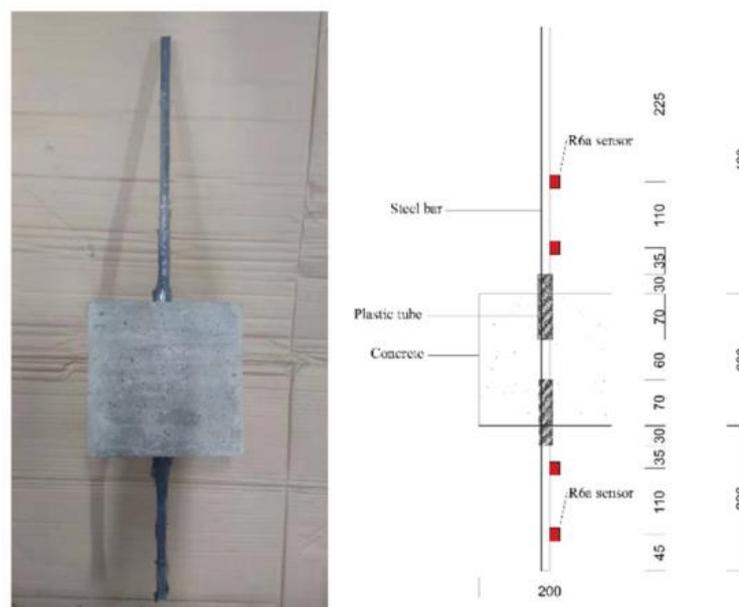


Figura 2.2.16: Amostra de teste – Fonte: Wang *et al.* (2021)

3. FUNDAMENTOS TEÓRICOS

Este capítulo aborda brevemente os componentes da metodologia proposta. Primeiro, o sinal passa por um processo de redução de ruído, depois são calculadas as frequências naturais e, finalmente, por interpolação, são estimados melhores dados (ver Figura 3.1). No item 3.1 é descrito o tratamento de ruído de um sinal e os métodos utilizados nas metodologias propostas. O item 3.2 contém uma explicação sobre processamento de sinal com foco na Transformada Wavelet. Por fim, no item 3.3 é descrito o conceito de interpolação.

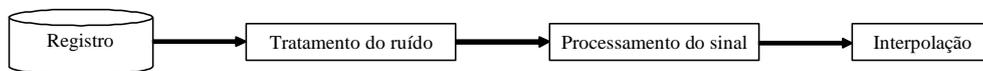


Figura 3.1: Fluxograma da Metodologia

3.1 TRATAMENTO DO RUÍDO

Durante a aquisição de um registro é comum que o sinal seja contaminado por diversas fontes de ruído. Portanto, os dados da série temporal são filtrados como uma estratégia para suavizar os dados indesejados. Existem muitos métodos para reduzir o ruído, sua eficiência dependerá das características dele e do sinal. De acordo com Cohen (2017) não existe um único método de redução de ruído que seja ideal para todos os tipos de sinais. No entanto, quando o ruído possui características de frequência bem definidas, é possível reduzi-lo usando um filtro passa-baixa ou passa-alta (Cohen, 2014).

Algumas categorias para classificar os métodos de redução de ruído foram apresentadas por Chatterjee *et al.* (2020). Essas categorias são: (1) Modelos baseados em Decomposição de Modo Empírico (EMD), (2) Modelos de codificação automática baseados em Deep Learning, (3) Modelos baseados em Wavelet, (4) Modelos baseados em dispersão, (5) Modelos baseados em filtro Bayesiano e (6) Modelo híbrido. Neste trabalho foi proposta uma metodologia utilizando o EMD como técnica de redução de ruído (ver item 4.2). Da mesma forma, Cohen (2017) descreve alguns filtros para redução de ruído em séries temporais, tais como: (1) Média móvel, (2) Filtro de mediana móvel, (3) Suavização Gaussiana, (4) Filtro de resposta de momento finito, entre outros. Neste trabalho, a técnica de Suavização Gaussiana foi utilizada como parte de uma metodologia para detecção de danos (ver item 4.3).

Neste trabalho foram utilizadas duas técnicas de redução de ruído. A primeira técnica foi a Decomposição em Modo Empírico (EMD) e a segunda técnica foi a Suavização Gaussiana (SG) com critérios de Informação de Bayesiano (BIC). Ambas as técnicas apresentaram melhores resultados quando comparadas com técnicas como média móvel, filtro de média móvel, eliminação de tendências não lineares com polinômios, entre outras.

3.1.1 Decomposição de Modo Empírico

A Decomposição de Modo Empírico (EMD) é um algoritmo iterativo proposto por Huang *et al.* (1998) para análise de séries temporais. O método EMD pode decompor sinais não estacionários em um número finito de séries de seus segmentos oscilantes, que são chamados de Funções de Modo Intrínseco (IMFs) (Ver Figura 3.1.1). Segundo Chatterjee *et al.* (2020) a EMD separa o sinal em elementos ordenados cujo conteúdo de frequência vai do mais alto ao mais baixo.

Goncalves, Rilling e Flandrin (2003) explicam através da Figura 3.1.1 como a EMD realiza o procedimento de decomposição do sinal. É possível observar que a EMD identifica efetivamente as oscilações lineares (forma de onda senoidal) e não lineares (triangulares) contidas em um sinal. Além disso, o algoritmo em seu processo de cálculo atenua o efeito do ruído. Mais informações sobre a EMD são apresentadas no item 4.2.

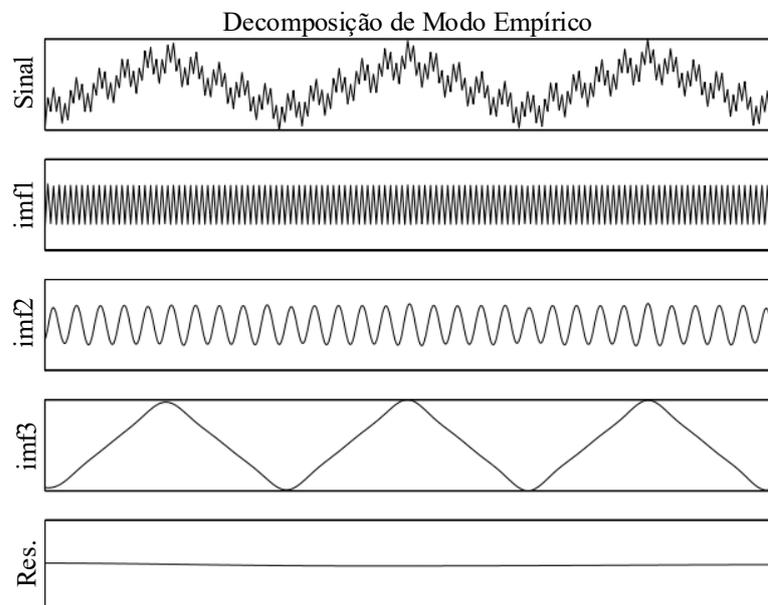
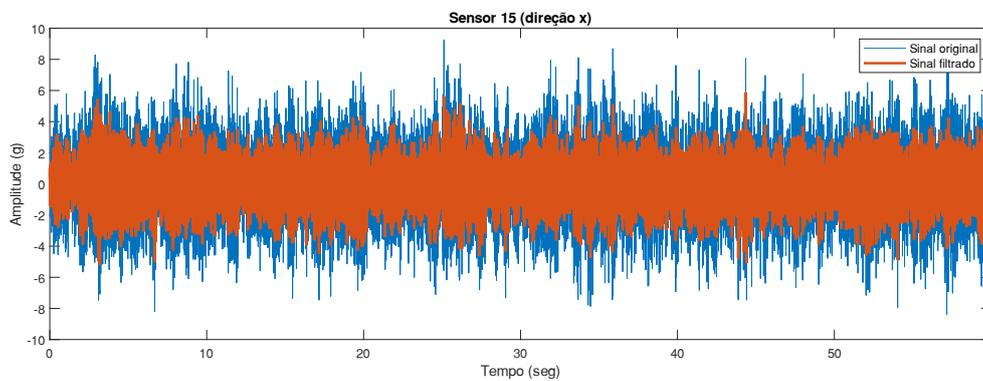


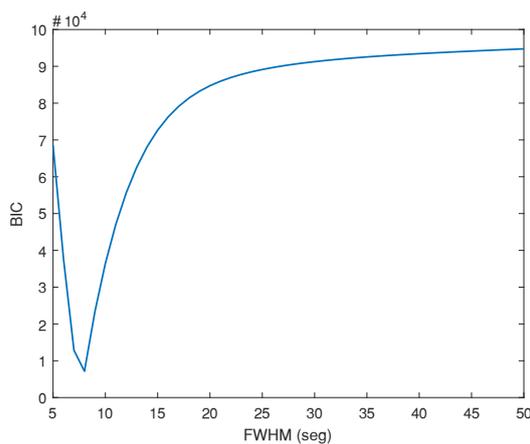
Figura 3.1.1: Decomposição de Modo Empírico – Adaptado de Goncalves, Rilling e Flandrin (2003)

3.1.2 Suavização Gaussiana

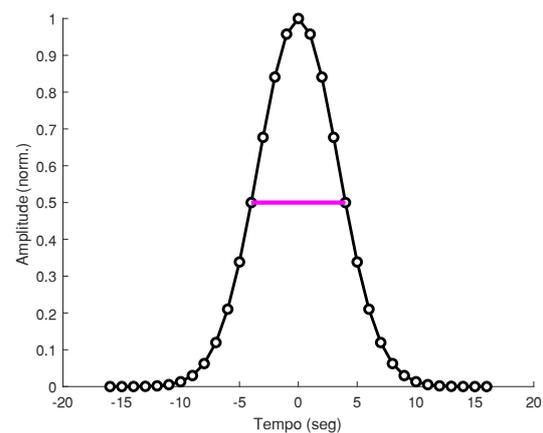
A suavização consiste em fazer a média dos pontos de dados com seus vizinhos, esse processo reduz o ruído de um sinal. Existem várias técnicas, como média móvel simples, média móvel ponderada, suavização gaussiana, entre outras. A Suavização Gaussiana usa o Kernel Gaussiano (ver Figura 3.1.2.c) para calcular a média dos pontos vizinhos. Isso é feito por meio de uma convolução entre uma função Gaussiana e a série temporal (ver Figura 3.1.2.a). Segundo Cohen (2017) o filtro gaussiano é definido pelo valor da largura total na metade do máximo (FWHM, sigla em inglês). Neste trabalho, o Critério de Informação Bayesiano (BIC) foi usado para determinar o valor do FWHM (ver Figura 3.1.2.b). Mais informações sobre a Suavização Gaussiana e BIC são apresentadas no item 4.3.



(a) Sinal original e filtrado



(b) FWHM



(c) Kernel Gaussiano

Figura 3.1.2: Suavização Gaussiana

3.2 PROCESSAMENTO DO SINAL

A implementação bem-sucedida de um método de detecção de danos geralmente depende da qualidade do processamento do sinal. Portanto, o processamento de sinais é uma etapa básica e importante para a implementação de qualquer método de detecção de danos. Um sinal é definido como uma descrição formal de um fenômeno que evolui no tempo ou no espaço. Tipos de sinais são: tremores sísmicos, fala humana, vibrações motoras, imagens médicas, dados financeiros, música, entre outros (Misiti *et al.*, 1997). Sendo o processamento de sinal, qualquer operação que modifique, análise ou manipule as informações contida em um sinal.

Segundo Zhou (2006) o processamento de um sinal pode ser classificado como: análise de um sinal no domínio do tempo, análise de um sinal no domínio da frequência e análise de um sinal no domínio do tempo-frequência. Para detectar danos nas estruturas, é comum identificar parâmetros modais, tais como: mudanças nas frequências naturais, formas de modo e razões de amortecimento. Portanto, frequentemente, a análise de um sinal é feita no domínio da frequência e no domínio do tempo-frequência. Este tipo de análise utiliza métodos baseados em características dinâmicas, que verificam mudanças nas propriedades dinâmicas, tais como: frequências naturais, formas de modo e razão de amortecimento.

Nesta seção, o conceito de análise Wavelet será apresentado de forma resumida com base na análise de Fourier.

3.2.1 Análise de Fourier

A análise de Fourier envolve o estudo de representar qualquer função periódica, como uma soma de ondas simples de seno e cosseno. De acordo com Bhatnagar (2020) os métodos de Fourier transformam um sinal original em uma função no domínio de transformação. Os sinais de vibração são normalmente obtidos no domínio do tempo, portanto, os métodos de Fourier transformam um sinal do domínio do tempo para o domínio da frequência.

3.2.1.1 Série de Fourier

Joseph Fourier (1770-1830) introduziu a ideia de expandir uma função em termos de séries trigonométricas. A Série de Fourier (SF) para uma função $f(x)$ no intervalo $\alpha < x < \alpha + 2\pi$ pode ser escrita da seguinte forma:

$$f(x) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cos(nx) + \sum_{n=1}^{\infty} b_n \sin(nx), \quad n = 1, 2, 3, \dots \quad (3.2.1)$$

Onde a_0 , a_n e b_n são os coeficientes de Fourier definidos por:

$$a_0 = \frac{1}{\pi} \int_{\alpha}^{\alpha+2\pi} f(x) dx \quad (3.2.2)$$

$$a_n = \frac{1}{\pi} \int_{\alpha}^{\alpha+2\pi} f(x) \cos(nx) dx \quad (3.2.3)$$

$$b_n = \frac{1}{\pi} \int_{\alpha}^{\alpha+2\pi} f(x) \sin(nx) dx \quad (3.2.4)$$

Se $\alpha = 0$, o intervalo seria de $0 < x < 2\pi$. Para $\alpha = \pi$, o intervalo seria entre $-\pi < x < \pi$. Portanto, a série Fourier pode representar qualquer função periódica como a soma de funções trigonométricas (ondas simples de seno e cosseno).

3.2.1.2 Transformada de Fourier

Segundo Chatterjee (2015), a Transformada de Fourier (TF) é uma extensão da Séries de Fourier. Na TF o período da função pode ser estendido ao infinito e um sinal pode ser decomposto em funções de base trigonométricas ortogonais. A TF trabalha com funções periódicas e não periódicas, mas essas funções devem ser estacionárias (Chatterjee, 2015). A TF, $F(\omega)$, de uma função contínua $f(x)$ é definida como:

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) e^{-2\pi i \omega x} dx \quad (3.2.5)$$

Na Eq. (3.2.5) o termo, $F(\omega)$ fornece a distribuição de frequência global do sinal original dependente do tempo $f(x)$, ω representa as diferentes frequências contidas na série e a exponencial transforma o sinal do domínio do tempo para o domínio da frequência.

Para entender as limitações da TF (por exemplo, quando uma estrutura é submetida a excitação aleatória não-estacionária), serão analisados três sinais com as mesmas frequências (5, 10 e 25 Hz). A Figura 3.2.1(a) apresenta um sinal estacionário, ou seja, o conteúdo de frequência é o mesmo em todos os instantes de tempo. A Figura 3.2.1(b) apresenta o espectro de frequências do sinal estacionário. Na Figura 3.2.1(c) e Figura 3.2.1(e), embora o conteúdo

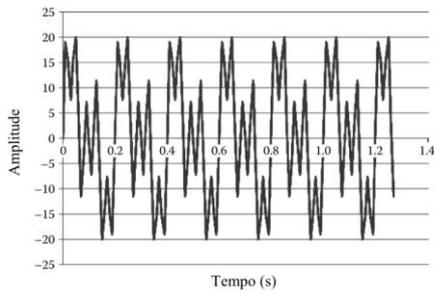
da frequência permaneça o mesmo, a ocorrência de frequências no domínio do tempo é diferente (sinal não-estacionário).

Da Figura 3.2.1(d) e Figura 3.2.1(f), pode-se observar que a TF dos sinais não-estacionários não conseguiu determinar a ordem em que as frequências aparecem no domínio do tempo. Segundo Chatterjee (2015), em muitos problemas físicos e de engenharia é necessário determinar a presença de uma frequência em um determinado momento e a TF claramente não é capaz de extrair informações de tempo e frequência simultaneamente. Tentando superar as limitações da TF, surgiu a ideia da Transformação de Fourier de Curta Duração ou Transformada Janela de Fourier (STFT).

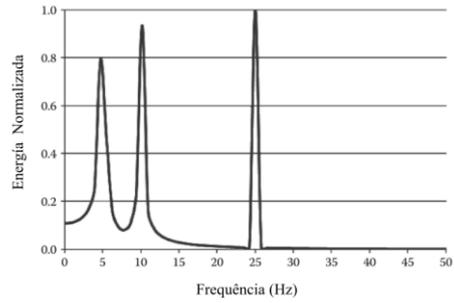
A STFT permite obter o conteúdo de frequência de um sinal dentro de um intervalo de tempo específico (janelas). O sinal é dividido em pequenos segmentos de igual comprimento, esses segmentos de sinal devem ser estacionários. A STFT é definida como o produto do TF por uma função de janela “W” diferente de zero. A função de janela pode ser qualquer função adequada, por exemplo: uma função de janela triangular, uma função de janela gaussiana ou uma função de janela cosseno levantada, entre outras (ver Figura 3.2.2). Para cada valor de t e ω , um novo coeficiente STFT é calculado usando a seguinte equação:

$$STFT(\omega, t) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x)W(x-t)e^{-2\pi i\omega x} dx \quad (3.2.6)$$

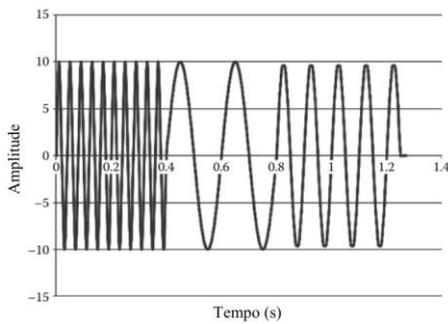
Para entender como funciona a STFT, será considerado o exemplo mostrado na Figura 3.2.3. Bolzan (2006) criou três séries temporais de funções senoidais com duração de 16 segundos e diferentes amplitudes e frequências de 1, 10 e 5 Hz (ver Figura 3.2.3.a). Logo o autor criou duas séries, na primeira série adicionou todas as funções senoidais (1, 10 e 5 Hz) de zero até oito segundos e na segunda série adicionou a função seno com frequência de 1 e 10 Hz a partir de 8 segundos até 16 segundos (ver Figura 3.2.3.b). Em seguida, a FT foi aplicada à série temporal da Figura 3.2.3(b) e o resultado é mostrado na Figura 3.2.3(c). Como pode ser visto na Figura 3.2.3(c), a TF consegue capturar as frequências presentes no sinal, mas não a ordem temporal em que elas ocorrem. Posteriormente, o autor dividiu a série temporal mostrada na Figura 3.2.3(b) em cinco segmentos iguais de três segundos. A TF foi aplicada a cada um desses segmentos e o resultado é apresentado na Figura 3.2.3(d). Pode-se observar na Figura 3.2.3(d) que foi possível obter informações temporais sobre a presença de cada função seno. Essa ideia foi proposta por Gabor (1946) e ficou conhecida como STFT.



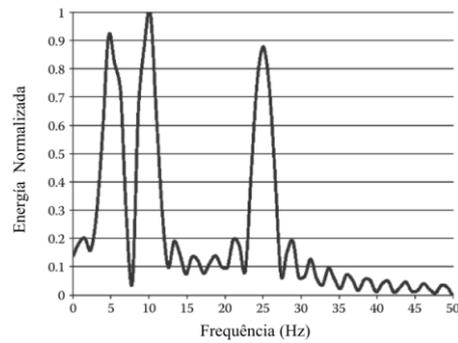
(a) Sinal estacionário constituído pelas frequências 5, 10 e 25 Hz



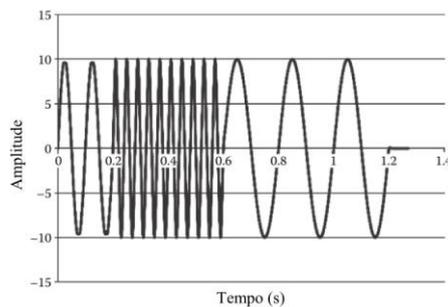
(b) Espectro de frequência do sinal estacionário com frequências de 5, 10 e 25 Hz



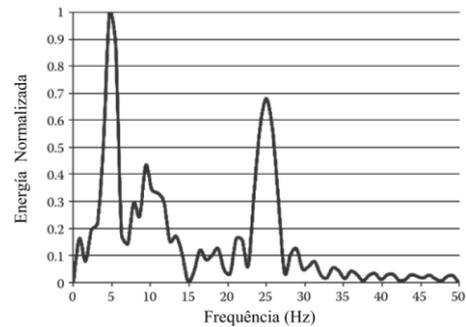
(c) Sinal não estacionário com frequências 25, 5 e 10 Hz



(d) Espectro de frequência do sinal não estacionário com frequências 25, 5 e 10 Hz

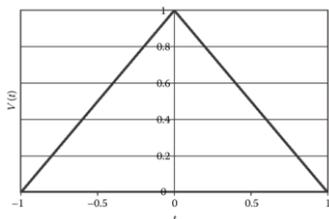


(e) Sinal não estacionário com frequências de 10, 25 e 5 Hz

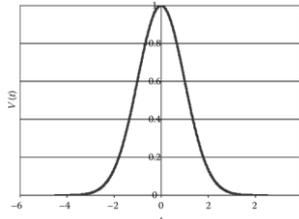


(f) Espectro de frequência do sinal não estacionário com frequências de 10, 25 e 5 Hz

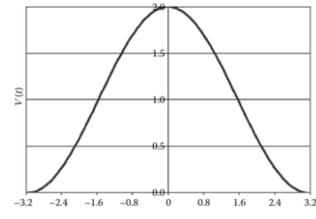
Figura 3.2.1: Exemplo de Aplicação da TF – Adaptado de Chatterjee (2015)



(a) Janela triangular



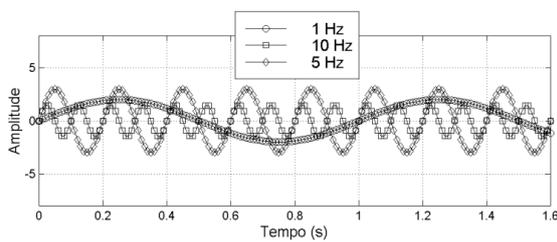
(b) Janela gaussiana



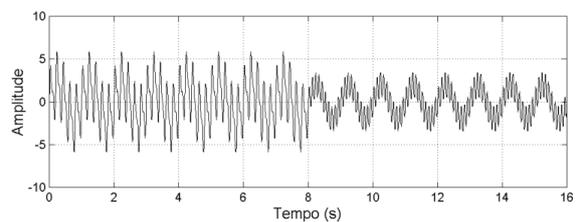
(c) Janela cosseno levantada

Figura 3.2.2: Tipos de Janelas – Fonte: Chatterjee (2015)

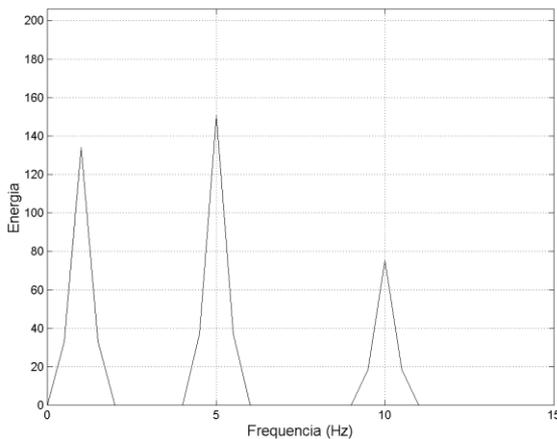
A principal deficiência da STFT é o limite de tempo e frequência. Isso significa que não é possível modificar o tamanho da função janela no plano tempo-frequência, ou seja, uma vez escolhido um tamanho específico para a janela de tempo, esta janela é a mesma para todas as frequências. Segundo Chatterjee (2015) quando o sinal é multiplicado por uma função de janela escolhida, cobre apenas uma parte do sinal. Na STFT, as janelas estreitas produzem boa resolução temporal, mas resolução de baixa frequência, e o oposto acontece para janelas mais amplas, esse princípio é conhecido como incerteza de Heisenberg (Busch, Heinonen e Lahti, 2007). Este princípio permite interpretar que não é possível obter boas resoluções em tempo e frequência simultaneamente com um tamanho de janela fixo.



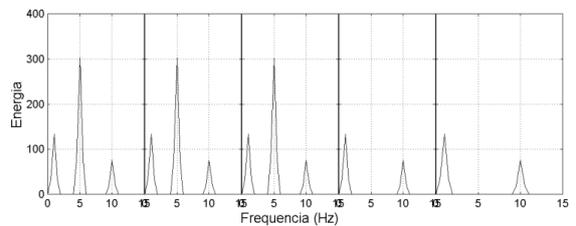
(a) Série-temporal de três funções senos



(b) Somatória das funções mostradas em (a)



(c) Espectro de energia, obtido pela TF, da série-temporal em (b)



(d) Transformada de Fourier aplicada em cada segmento da série-temporal

Figura 3.2.3: Exemplo de aplicação da STFT - Fonte: Bolzan (2006)

Segundo Chatterjee (2015) para superar as limitações da ST e STFT, devem ser usadas janelas de tamanhos diferentes, levando à análise de multiresolução. É neste ponto que surge o conceito de Transformada Wavelet (WT) para resolver essas limitações. A WT supera o problema de resolução enfrentado pelo STFT. A WT tornou-se uma ferramenta poderosa principalmente devido à sua propriedade de localização de tempo e frequência.

3.2.2 Análise de Wavelet

O conceito Wavelet começou a aparecer com mais frequência no início dos anos oitenta (Debnath e Shah, 2017). Uma das razões que levaram à descoberta da Transformada Wavelet (WT) foi devido às limitações das transformadas de Fourier (TF); as quais não podem ser usadas para analisar sinais no domínio tempo-frequência. Segundo Chatterjee (2015) a base matemática da TF levou ao desenvolvimento da WT. A WT demonstrou que senos e cossenos não são as únicas funções úteis e que outras bases formadas por funções estranhas servem para observar novos sinais estranhos.

Grossmann e Morlet (1984) introduziram pela primeira vez a ideia de Wavelet como uma família de funções construídas por translação e dilatação; chamaram de Wavelets mães. Um exemplo de Wavelet mãe é a função Morlet, definida como o produto de uma envoltória Gaussiana por uma onda cosseno (Ver Figura 3.2.4). Morlet queria analisar sinais que tivessem muita informação nos domínios do tempo e da frequência sem perder resolução. Segundo Chatterjee (2015), Morlet usou uma janela Gaussiana suave e optou por comprimir essa janela no tempo para capturar um componente de frequência mais alta ou estendê-la para capturar um componente de frequência mais baixa. Portanto, sua análise consistiu em dois critérios importantes: dilatação (em frequência) e translação (em tempo). Esses dois critérios formam a base da Transformada Wavelet.

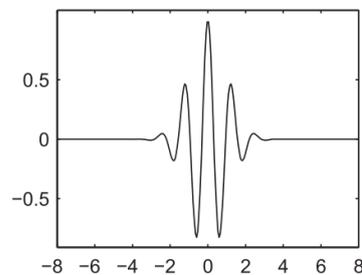


Figura 3.2.4: Função Wavelet Morlet – Fonte: Misiti *et al.* (1997)

De acordo com Misiti *et al.* (1997) a análise Wavelet consiste em uma técnica de janelamento com regiões de tamanho variável. A análise Wavelet permite o uso de intervalos de tempo longos nos quais se deseja informações de baixa frequência mais precisas, e regiões mais curtas onde se deseja informações de alta frequência (ver Figura 3.2.5). A partir de uma Wavelet mãe, várias Wavelets filhas podem ser construídas escalando e trasladando a Wavelet original.

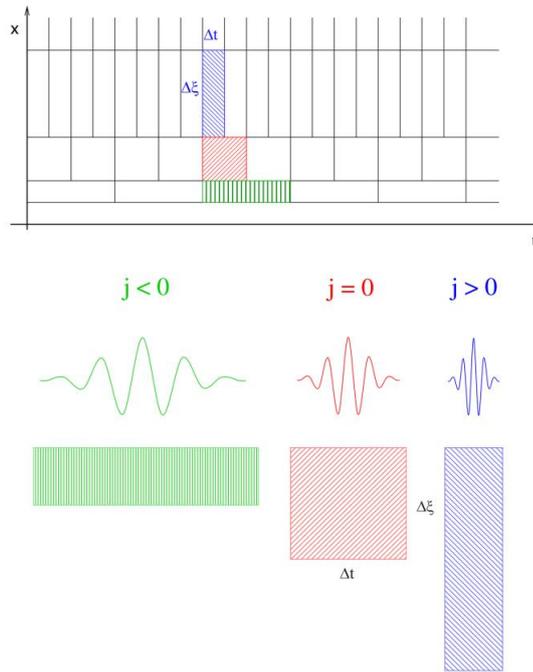


Figura 3.2.5: Plano tempo-frequência para a Transformada Wavelet – Fonte Domingues et al. (2016)

A decomposição Wavelet consiste em calcular um índice de semelhança entre o sinal analisado e a função Wavelet. Se o índice for grande significa que a semelhança entre o sinal e a função é forte; caso contrário, significa uma semelhança fraca. A transformada Wavelet de um sinal $f(x)$ é definida por:

$$W_{\psi}^f(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x)\psi_{a,b}(x)dx \quad (3.2.7)$$

Onde;

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}}\psi^*\left(\frac{x-b}{a}\right), \quad a,b \in \mathbb{R}, a \neq 0 \quad (3.2.8)$$

Sendo $\psi_{a,b}(x)$ a Wavelet mãe, $\psi^*(\cdot)$ indica o complexo conjugado de $\psi(\cdot)$, ‘a’ é o parâmetro de escala e ‘b’ de translação.

3.2.3 Tipos de Wavelet

Existem vários tipos de transformadas Wavelet, sendo as mais comuns a Transformada Wavelet Discreta (DWT), Transformada Wavelet Contínua (CWT) y Transformada Wavelet Sincronizada (SWT). A seguir, é descrito brevemente cada uma delas.

3.2.3.1 Transformada Wavelet Contínua

A Transformada Wavelet Contínua (CWT) pode ser descrita como uma função de dois parâmetros, que depende da escala e do deslocamento. A CWT muda sobre todo real (\mathbb{R}), excluindo $a=0$. De acordo com Mallik (2019) a CWT é definida como a soma sobre todo o tempo do sinal multiplicado por uma versão escalada e deslocada da função Wavelet (ψ).

$$C(\text{escala}, \text{posição}) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi(\text{escala}, \text{posição}) dx \quad (3.2.9)$$

A equação (3.2.9) pode ser reescrita como:

$$W_{\psi}^f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi^*\left(\frac{x-b}{a}\right) dx \quad (3.2.10)$$

Como resultado da CWT, muitos coeficientes "C" são obtidos, os quais são uma função da escala e da posição (ver equação (3.2.9)). Segundo Mallik (2019) multiplicando cada coeficiente pela wavelet adequadamente dimensionada, produz as Wavelets constitutivas do sinal original (ver Figura 3.2.6).

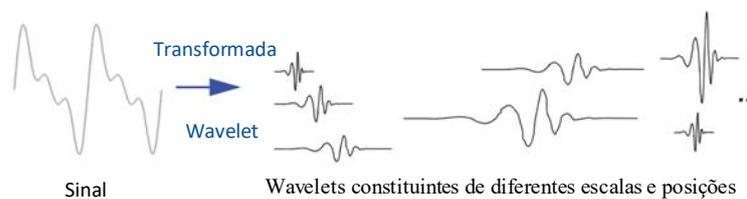


Figura 3.2.6: Processo da Transformada Wavelet – Adaptado de Misiti *et al.* (1997)

Segundo Misiti *et al.* (1997) o fator de escala para a CWT é definido como $a = 2^{j/v}$. O parâmetro 'v' é geralmente conhecido como o número de "vozes por oitava", sendo valores típicos $v = 10, 12, 14, 16, 32$. Diferentes escalas são obtidas elevando-se essa escala base para

potências inteiras positivas, por exemplo $j = 1, 2, 3, \dots n$. Assim, as Wavelets discretizadas resultantes para a CWT são:

$$\frac{1}{2^{j/v}} \Psi\left(\frac{x-b}{2^{j/v}}\right) \quad (3.2.11)$$

Com relação ao deslocamento das Wavelets, Misiti *et al.* (1997) mencionam que é simplesmente uma questão de retardar ou acelerar o aparecimento da Wavelet. Matematicamente, atrasar uma função $f(t)$ por 'k' é representado por $f(t-k)$ (ver Figura 3.2.7).

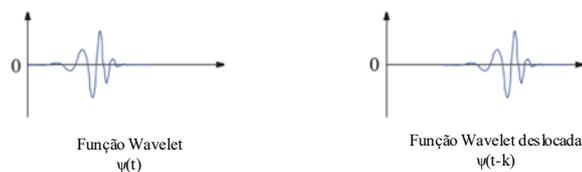


Figura 3.2.7: Função Wavelet – Adaptado de Misiti *et al.* (1997)

3.2.3.2 Transformada Wavelet Discreta

Segundo Misiti *et al.* (1997) calcular os coeficientes Wavelet em todas as escalas possíveis gera uma enorme quantidade de dados. Para diminuir essa quantidade de dados, faz-se a escolha de apenas um subconjunto de escalas e posições. As escalas e posições escolhidas são baseadas em potências de dois, chamadas de escalas diádicas, o que resulta em uma análise muito mais eficiente e igualmente precisa. Esta análise é chamada de Transformada Wavelet Discreta (DWT).

Na DWT o número de vezes por oitava é sempre 1, pois o parâmetro de escala é sempre discretizado para potências inteiras de 2, $a = 2^j$, $j = 1, 2, 3, \dots n$. Assim, a Wavelet discretizada para a DWT tem a seguinte forma:

$$\frac{1}{\sqrt{2^j}} \Psi\left(\frac{x-b}{2^j}\right) \quad (3.2.12)$$

Onde o deslocamento $b = 2^j k$. A expressão matemática para a DWT é dada por:

$$DWT_{j,k} = 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi(2^{-j}x - k) dx = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi_{j,k}(x) dx \quad (3.2.13)$$

3.2.3.3 Transformada Wavelet Sincronizada

A Transformada Wavelet Sincronizada (SWT) foi proposta por Daubechies, Lu e Wu (2011) para analisar sinais de áudio. A SWT realoca os coeficientes da CWT, com base nas informações de frequência, para obter uma representação mais precisa no domínio de tempo-frequência.

Segundo Daubechies, Lu e Wu (2011) a SWT é um método de tempo-frequência que reatribui a energia do sinal em frequência. Essa reatribuição compensa os efeitos de espalhamento causados pela Wavelet-mãe. Ao contrário de outros métodos de redesignação de frequência de tempo, a SWT reatribui a energia somente na direção da frequência, o que preserva a resolução de tempo do sinal. Ao preservar o tempo, o algoritmo SWT inverso pode reconstruir uma representação precisa do sinal original. De acordo com Ramírez (2014) a SWT se caracteriza por realizar um trabalho de identificação de modos, assim como a decomposição empírica de modos faz (Huang *et al.*, 1998). No entanto, ao contrário, o algoritmo SWT é robusto ao ruído ou a erros induzidos por aproximações como interpolações.

Neste trabalho, foi utilizada a função 'WSST disponível no MATLAB para o cálculo da SWT (ver equação (3.2.14)). A função WSST aceita duas Wavelets-mãe analíticas, Morlet e Bump. De acordo com Lilly e Olhede (2010), uma Wavelet analítica é uma função cujo espectro possui apenas frequências positivas e cuja transformada de Fourier se anula para frequências negativas. Esta propriedade permite detectar e acompanhar a evolução do conteúdo instantâneo da frequência em sinais não estacionários.

$$[sst, f] = wsst(x, 'VoicesPerOctave', NV, WAV, Fs) \quad (3.2.14)$$

Onde,

- sst : Matriz de coeficiente de energia (M x N). Sendo M o número de escalas, $M = NV * (\text{floor}(\log_2(\text{numel}(x))) - 1)$, e N o número de amostras no sinal.
- f : Vetor de frequências
- x : sinal
- 'VoicesPerOctave', NV : número de vozes por oitava, entre 10 e 48
- WAV : wavelet mãe analítica
- Fs : Frequência de amostragem

A seguir, é descrito o procedimento matemático da Transformada Wavelet Sincronizada conforme Daubechies, Lu e Wu (2011).

O procedimento parte da Transformada Wavelet Contínua do sinal s definida pela equação (3.2.15).

$$W_s(a, b) = \int s(t) a^{-1/2} \overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt \quad (3.2.15)$$

onde ψ é a Wavelet mãe, ‘a’ é o parâmetro de escala e ‘b’ o parâmetro de translação.

Para fins de explicação do procedimento, é considerado um sinal puramente harmônico, descrito pela equação (3.2.16).

$$s(t) = A \cos(\omega t) \quad (3.2.16)$$

Considerando uma Wavelet mãe analítica, ou seja, $\widehat{\psi}(\xi) = 0$ para $\xi < 0$. Pelo teorema de Plancherel, é possível reescrever $W_s(a, b)$ como:

$$\begin{aligned} W_s(a, b) &= \frac{1}{2\pi} \int \hat{s}(\xi) a^{1/2} \overline{\widehat{\psi}(a\xi)} e^{ib\xi} d\xi \\ &= \frac{A}{4\pi} \int [\delta(\xi - \omega) + \delta(\xi + \omega)] a^{1/2} \overline{\widehat{\psi}(a\xi)} e^{ib\xi} d\xi \\ &= \frac{A}{4\pi} a^{1/2} \overline{\widehat{\psi}(a\omega)} e^{ib\omega} \end{aligned} \quad (3.2.17)$$

Se $\widehat{\psi}(\xi)$ estiver concentrado em torno de $\xi = \omega_0$, então $W_s(a, b)$ se estenderá sobre uma região ao redor da linha horizontal $a = \omega_0/\omega$. Para melhorar a resolução, sugere-se calcular uma frequência instantânea para qualquer ponto (a, b) , onde $W_s(a, b) \neq 0$.

$$\omega_s(a, b) = -i(W_s(a, b))^{-1} \frac{\partial}{\partial b} W_s(a, b) \quad (3.2.18)$$

Para simplificar, é assumido $\omega(a, b) = \omega_s(a, b)$. O processo de sincronização é realizado passando as informações do plano tempo-escala para o plano tempo-frequência de acordo com o seguinte mapa $(b, a) \rightarrow (b, \omega_s(a, b))$. A variável de frequência ω e a variável de escala ‘a’ são agrupadas. Assim, $W_s(a, b)$ é calculado apenas para valores discretos de a_k , com $a_k - a_{k-1} = (\Delta a)_k$. A Transformada Sincronizada, $T_s(\omega, b)$, foi determinada apenas nos centros

ω_ℓ dos intervalos sucessivos $\left[\omega_\ell - \frac{1}{2} \Delta\omega, \omega_\ell + \frac{1}{2} \Delta\omega \right]$, com $\omega_\ell - \omega_{\ell-1} = \Delta\omega$, conforme mostrado na equação (3.2.19):

$$T_s(\omega_\ell, b) = (\Delta\omega)^{-1} \sum_{a_k: |\omega(a_k, b) - \omega_\ell| \leq \Delta\omega/2} W_s(a_k, b) a_k^{-3/2} (\Delta a)_k \quad (3.2.19)$$

A seguir, mostra-se que é possível reconstruir o sinal após a sincronização ter sido realizada.

$$\begin{aligned} \int_0^\infty W_s(a, b) a^{-3/2} da &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^\infty \int_0^\infty \hat{s}(\xi) \overline{\hat{\psi}(a\xi)} e^{ib\xi} a^{-1} da d\xi \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_0^\infty \hat{s}(\xi) \overline{\hat{\psi}(a\xi)} e^{ib\xi} a^{-1} da d\xi \\ &= \int_0^\infty \overline{\hat{\psi}(\xi)} \frac{d\xi}{\xi} \cdot \frac{1}{2\pi} \int_0^\infty \hat{s}(\zeta) e^{ib\zeta} d\zeta \end{aligned} \quad (3.2.20)$$

Definindo,

$$C_\psi = \frac{1}{2} \int_0^\infty \overline{\hat{\psi}(\xi)} \frac{d\xi}{\xi} \quad (3.2.21)$$

Assumindo que s é real, então $\hat{s}(\xi) = \overline{\hat{s}(-\xi)}$, portanto:

$$\begin{aligned} s(b) &= \pi^{-1} \Re \left[\int_0^\infty \hat{s}(\xi) \times e^{ib\xi} d\xi \right] \\ s(b) &= \Re \left[C_\psi^{-1} \int_0^\infty W_s(a, b) a^{-3/2} da \right] \end{aligned} \quad (3.2.22)$$

Considerando o agrupamento em 'a', tem-se:

$$s(b) \approx \Re \left[C_\psi^{-1} \sum_k W_s(a_k, b) a_k^{-3/2} (\Delta a)_k \right] = \Re \left[C_\psi^{-1} \sum_k T_s(\omega_\ell, b) (\Delta\omega) \right] \quad (3.2.23)$$

Assumindo uma discretização de escala linear de ω , o expoente de 'a' seria $-3/2$, se uma discretização logarítmica for usada, o expoente muda em $-1/2$. Tratando 'a' e ' ω ' como variáveis contínuas, o análogo da equação (3.2.19) seria:

$$\mathcal{T}_s(\omega, b) = \int_{A(b)} W_s(a, b) a^{-3/2} \delta(\omega(a, b) - \omega) da \quad (3.2.24)$$

Onde $A(b) = \{a; W_s(a,b) \neq 0\}$ e $\omega(a,b)$ definido na equação (3.2.18), para (a,b) tal que $a \in A(b)$.

3.3 INTERPOLAÇÃO

A interpolação é definida como um procedimento para estimar valores entre pontos conhecidos em um conjunto de dados discreto. Este procedimento é realizado determinando um polinômio e serve para criar uma função contínua que contém os dados iniciais e permite inferir valores intermediários.

Há vários tipos de interpolação, sendo os mais frequentes: Interpolação linear, interpolação quadrática, interpolação polinomial, interpolação trigonométrica e interpolação usando curvas *splines*. Neste trabalho, foi utilizada a interpolação *spline* cúbica.

3.3.1 Interpolação *spline* cúbica

A interpolação *spline* cúbica é realizada com polinômios de terceira ordem. Para um conjunto de dados com n pontos, há $n-1$ intervalos (Gilat, 2008). O MATLAB R2022a possui uma função residente para executar a interpolação conhecida como `interp1` (Ver equação (3.2.25)).

$$y_i = \text{interp1}(x, y, x_i, \text{'método'}) \quad (3.2.25)$$

Onde,

- y_i : é o valor interpolado (variável dependente).
- x e y : são vetores com as coordenadas horizontal e vertical dos pontos, respectivamente.
- x_i : é o valor de x no qual deseja-se interpolar y .
- método : Método de interpolação, digitado como uma variável *string*.

Os métodos disponíveis para a função `interp1` no MATLAB são: *linear*, *nearest*, *next*, *previous*, *spline*, *pchip*, *cubic*, *v5cubic* e *makima*. Neste trabalho, o método "*spline*" foi utilizado para a interpolação. Segundo Gilat (2008), as *splines* cúbicas em MATLAB usam condições de nó-a-nó nos pontos finais, ou seja, onde as derivadas terceiras são contínuas no segundo e penúltimo ponto.

Em *splines* cúbicos, a interpolação usa polinômios de terceira ordem. Esses polinômios podem ser descritos de várias formas, por exemplo: Padrão, Lagrange ou Newton. Como exemplo, será mostrado o procedimento baseado em polinômios na forma padrão. Outros procedimentos podem ser consultados em Gilat (2008).

3.3.1.1 Polinômios na forma Padrão

A Figura 3.2.8 mostra que para um conjunto de n pontos haverá $n - 1$ intervalos e equações. A equação (3.2.26) apresenta o polinômio para o intervalo i -ésimo, localizado entre os pontos x_i e x_{i+1} .

$$f_i(x) = a_i x^3 + b_i x^2 + c_i x + d_i \quad (3.2.26)$$

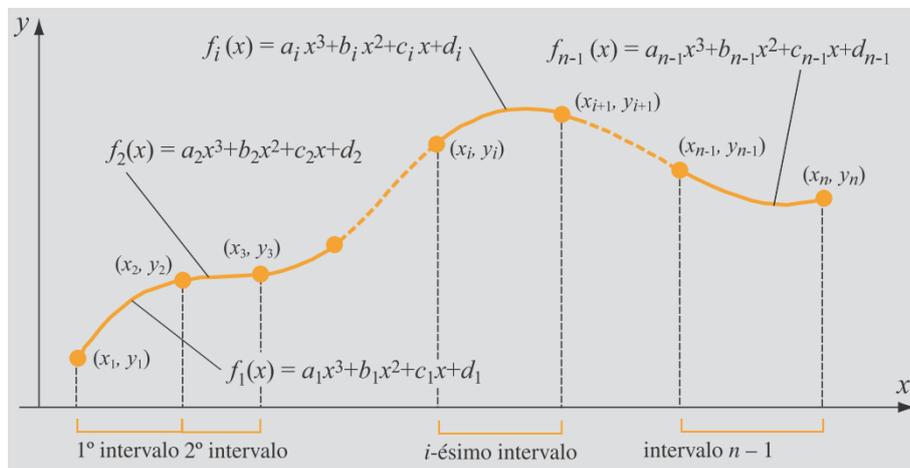


Figura 3.2.8: Splines cúbicas – Fonte: Gilat (2008)

Cada equação tem quatro coeficientes, que são obtidos pela aplicação de algumas condições.

1. Cada um dos polinômios deve passar pelos pontos finais do intervalo (x_i, y_i) e (x_{i+1}, y_{i+1}) .

$$\begin{aligned} a_i x_i^3 + b_i x_i^2 + c_i x_i + d_i &= y_i & \text{para } i = 1, 2, \dots, n-1 \\ a_i x_{i+1}^3 + b_i x_{i+1}^2 + c_i x_{i+1} + d_i &= y_{i+1} & \text{para } i = 1, 2, \dots, n-1 \end{aligned} \quad (3.2.27)$$

2. A primeira derivada dos polinômios em intervalos adjacentes deve ser igual, nos nós internos. A equação (3.2.28) descreve a primeira derivada do i -ésimo polinômio.

$$f_i'(x) = \frac{df_i}{dx} = 3a_i x^2 + 2b_i x + c_i \quad (3.2.28)$$

O primeiro ponto interno corresponde a $i = 2$ e o último a $i = n - 1$. A equação (3.2.29) é obtida igualando as primeiras derivadas em cada um dos pontos internos.

$$3a_{i-1}x_i^2 + 2b_{i-1}x_i + c_{i-1} = 3a_i x_i^2 + 2b_i x_i + c_i \quad \text{para } i = 2, 3, \dots, n-1 \quad (3.2.29)$$

3. A segunda derivada dos polinômios em intervalos adjacentes deve ser igual, nos nós internos. A equação (3.2.30) apresenta a segunda derivada do polinômio no intervalo i -ésimo.

$$f_i''(x) = \frac{d^2 f_i}{dx^2} = 6a_i x + 2b_i \quad (3.2.30)$$

O primeiro ponto interno seria $i = 2$ e o último para $i = n - 1$. A equação (3.2.31) é obtida igualando as segundas derivadas em cada um dos pontos internos.

$$6a_{i-1}x_i + 2b_{i-1} = 6a_i x_i + 2b_i \quad \text{para } i = 2, 3, \dots, n-1 \quad (3.2.31)$$

Além disso, duas condições adicionais devem ser atendidas conforme indicado pela equação (3.2.32). Assumindo que a segunda derivada seja zero no primeiro e no último ponto.

$$6a_1 x_1 + 2b_1 = 0 \quad \text{e} \quad 6a_{n-1} x_n + 2b_{n-1} = 0 \quad (3.2.32)$$

4. METODOLOGÍA PROPOSTA PARA MONITORAMENTO DA SAÚDE ESTRUTURAL

A metodologia proposta é apresentada em três itens, cada um dos quais corresponde a um artigo. Os itens mostram a evolução deste trabalho de pesquisa. A metodologia proposta para monitoramento da saúde estrutural é baseada na Transformada Wavelet Sincronizada (SWT), um método de tempo-frequência que permite a identificação de frequências naturais. Mudanças nas propriedades físicas da estrutura alteram as propriedades modais, como as frequências naturais. Portanto, os danos podem ser capturados pela identificação de mudanças nas frequências naturais.

O artigo apresentado no item 4.1 explora a robustez da Transformada Wavelet Sincronizada, usando a Wavelet morlet como a Wavelet mãe. O artigo apresentado no item 4.2 contém uma primeira proposta de metodologia composta por três técnicas: (1) Decomposição de Modo Empírico, (2) SWT e (3) Interpolação *Spline*, usando a Wavelet bump como a Wavelet mãe. Finalmente, o artigo apresentado no item 4.3, introduz uma segunda metodologia, que consiste em três técnicas: (1) Suavização Gaussiana, (2) SWT e (3) Interpolação *Spline*, utilizando uma Wavelet proposta como Wavelet mãe.

4.1 MONITORAMENTO DA SAÚDE ESTRUTURAL USANDO A TRANSFORMADA WAVELET SINCRONIZADA NO BENCHMARK FASE I

Resumo

As estruturas civis sofrem deterioração durante seus anos de serviço, deficiências devido a fatores ambientais ou danos causados por terremotos, ventos, cargas de impacto e cargas cíclicas. Quando uma estrutura envelhece, é necessário conhecer seu estado de saúde e tomar uma decisão sobre a manutenção ou substituição. Se uma estrutura, como uma ponte ou um edifício, é submetida a forças ambientais destrutivas, determinar seu estado de saúde se torna uma prioridade, pois sua recuperação é urgente para que funcione normalmente. O Monitoramento da Saúde Estrutural (SHM) é uma tecnologia que visa evitar o colapso de estruturas e a perda de vidas humanas através do diagnóstico precoce do estado de saúde de uma estrutura. Há muitos métodos de detecção de danos que podem ser classificados em (1) Métodos de testes não destrutivos, (2) Métodos de detecção de danos baseados em

características dinâmicas, (3) Métodos de detecção de danos baseados em respostas dinâmicas, (4) Métodos de detecção de danos em múltiplas escalas e (5) Métodos de detecção de danos considerando incertezas. Neste trabalho é implementada a Transformada Wavelet Sincronizada (SWT), que pode ser classificada como um método baseado em resposta dinâmica. Para validar a robustez do método, são identificadas as frequências naturais do Benchmark Fase I sem danos, que consiste em uma estrutura de aço 3D com 4 pavimentos, 2×2 vãos, submetida a vibrações ambientais. Posteriormente, alguns padrões de danos são validados de acordo com o IASC-ASCE. Os resultados obtidos na identificação de frequências naturais são comparados com os relatados na literatura. A SWT foi eficiente, apresentando um erro mínimo de 0,12% e um máximo de 3,06% na identificação de frequências naturais em comparação com o modelo do grupo IASC-ASCE. A SWT supera alguns outros métodos de detecção de danos, que são deficientes na identificação de frequências estreitamente espaçadas, comumente presentes em muitas estruturas civis devido à geometria simétrica ou propriedades físicas semelhantes em diferentes direções.

Palavras-chave: Monitoramento da saúde estrutural; Transformada Wavelet Sincronizada; IASC-ASCE Benchmark Fase I.

4.1.1 Introdução

Nas últimas décadas, governos e cientistas concentraram seu interesse na preservação e manutenção da infraestrutura existente, dado seu papel essencial no desenvolvimento social e econômico de uma nação (Ontiveros, Miguel e Riera, 2019). Devido à exposição ambiental, força destrutiva e uso da estrutura, a deterioração é inevitável (Farrar e Worden, 2010; Mujica *et al.*, 2008). O SHM surge como uma tecnologia que procura preservar tais estruturas. O SHM visa fornecer um diagnóstico em tempo real do estado dos materiais, elementos estruturais e toda a estrutura em geral (Balageas, Fritzen e Güemes, 2006).

Atualmente, a avaliação do estado das estruturas se baseia principalmente na inspeção visual. Esta metodologia é considerada subjetiva e imprecisa, e representa uma barreira técnica para uma gestão eficaz. Por exemplo, a avaliação do estado estrutural de pontes é frequentemente expressa em termos de índices subjetivos baseados unicamente na inspeção visual (Chen e Ni, 2018). Devido a essas limitações, é necessário avançar e desenvolver técnicas de detecção de danos através do monitoramento constante da estrutura, detectando

envelhecimento precoce, danos estruturais, problemas de desempenho e previsão da vida útil da estrutura.

As técnicas de detecção de danos foram classificadas em cinco grandes grupos sugeridos por alguns pesquisadores (Xu e He, 2017): (1) Métodos de testes não destrutivos (Janků *et al.*, 2019; Jaskowska e Sagan, 2019; Müller, Novák e Holan, 2019), (2) Métodos de detecção de danos baseados em características dinâmicas (Meng *et al.*, 2019; Shokrani *et al.*, 2018; Xiong *et al.*, 2018), (3) Métodos de detecção de danos baseados em respostas dinâmicas (Balafas, Kiremidjian e Rajagopal, 2018; Hamidian, Salajegheh e Salajegheh, 2018a; b), (4) Métodos de detecção de danos em múltiplas escalas (Machavaram e Shankar, 2012; Zhang e Xu, 2016, 2017) e (5) Métodos de detecção de danos considerando incertezas (Conde *et al.*, 2018; Xu *et al.*, 2011; Yin, Zhu e Fu, 2019). Alguns desses métodos exigem conhecimento prévio da localização do dano e acesso à área danificada; no entanto, na maioria dos casos não é possível fazer medições *in-situ*. Portanto, surgiram novos métodos de SHM que buscam uma abordagem global através do monitoramento dos sinais de vibração da estrutura. Por exemplo, os métodos de detecção de danos baseados em resposta dinâmica, como a Transformada Wavelet Sincronizada (SWT) (Daubechies, 1993; Daubechies, Lu e Wu, 2011; Daubechies e Maes, 1996).

O princípio fundamental dos métodos de detecção de danos baseados em resposta dinâmica é considerar a resposta estrutural como uma função das propriedades estruturais, como massa, rigidez e amortecimento. Portanto, através da resposta estrutural, os danos podem ser capturados e refletidos por índices definidos. SWT é uma técnica tempo-frequência utilizada para identificar parâmetros modais, como frequências naturais, por meio de sinais de vibração. A SWT é vantajosa em comparação com outros métodos, pois é resistente ao ruído, detecta danos menores e significativos, quantifica os danos e não requer conhecimento prévio da estrutura (Das e Saha, 2018).

Alguns autores propuseram metodologias utilizando duas ou mais técnicas baseadas em SWT para a identificação de propriedades modais em estruturas civis. Exemplos de algumas dessas metodologias são o Método de Decomposição Modal Estendida (AMD), a Transformada Hilbert Recursiva e uma operação de Sincronização Parcial Ampliada (Liu *et al.*, 2019). SWT juntamente com o agrupamento sequencial (Mahato e Chakraborty, 2019). SWT, FFT, Máquina Boltzmann Profunda não Supervisionada e uma Função de Densidade de Probabilidade (PDF) (Rafiei e Adeli, 2018). SWT, FFT, Máquina Boltzmann Restrita (RBM) e um algoritmo de Classificação Dinâmica Neural (NDC) (Rafiei e Adeli, 2017). SWT Discretizado,

Transformada Hilbert e ajuste dos mínimos quadrados lineares (Li, Park e Adeli, 2017). Técnica de Decremento Aleatório (RDT), SWT, Transformada Hilbert e Filtro Kalman (Pérez *et al.*, 2015). Método NExT, SWT e Algoritmos Genéticos (Pérez *et al.*, 2017). SWT, Dimensão de Fractalidade (FD), Desvio Médio Absoluto (MAD) e um novo Índice de Danos Estruturais (SDI) (Amezquita e Adeli, 2015).

Neste trabalho, a SWT é estudada como um método de detecção de danos sem a ajuda de outros métodos complementares. O Benchmark Fase I foi projetado pelo grupo IASC-ASCE com o objetivo de estabelecer uma estrutura padrão para testar todos os métodos de detecção de danos; desta forma, a robustez de cada método poderia ser classificada. A IASC-ASCE possui um programa de elementos finitos chamado Datagen, desenvolvido em MATLAB (The Mathworks, Inc.). O programa oferece uma resposta estrutural a diferentes padrões de danos. O Benchmark fase I consiste em um edifício 3D construído em aço de 4 andares, 2×2 baías, escala 1:4. Tem uma área de $2,5 \times 2,5$ m e uma altura de 3,6 m. Neste estudo, serão analisadas as frequências naturais do Benchmark Fase I. A análise numérica usando a SWT também será realizada com a ajuda do software MATLAB. Posteriormente, os resultados obtidos são comparados com os reportados pelo programa de elementos finitos de Johnson *et al.* (2004) e outros trabalhos que também calcularam essas frequências naturais. Os resultados obtidos mostraram que a SWT é robusta no cálculo de frequências naturais e apresentou um bom desempenho considerando sinais ruidosos e não estacionários.

4.1.2 Metodologia

A SWT divide funções ou dados em diferentes componentes de frequência e depois estuda cada componente com uma resolução adaptada à sua escala (Daubechies, 1993). Existem vários tipos de transformadas Wavelet, como a DWT (Sundararajan, 2015), CWT (Chatterjee, 2015), SWT (Daubechies, Lu e Wu, 2011; Thakur *et al.*, 2013), entre outras.

Para implementar uma transformada Wavelet, é necessária uma função Wavelet mãe. A função Wavelet deve ter um valor médio zero, equação (4.1.1), e deve ser normalizada, equação (4.1.2).

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (4.1.1)$$

$$\|\psi(t)\|^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(t)|^2 dt = 1 \quad (4.1.2)$$

A função Wavelet $\psi(t)$ é construída a partir de uma única função ψ , chamada Wavelet mãe. A função Wavelet é definida por

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right), a, b \in \mathbb{R}, a \neq 0 \quad (4.1.3)$$

Onde ‘a’ e ‘b’ são o parâmetro de escala e o parâmetro de translação, respectivamente. O parâmetro ‘a’ mede o grau de compressão e o parâmetro ‘b’ determina a localização no tempo da Wavelet.

Neste trabalho, a Wavelet analítica Morlet (Gabor), ψ_{Gabor} , é considerada como uma Wavelet mãe na SWT (Mallat, 2009):

$$\psi_{Gabor}(t) = \frac{1}{(\sigma^2 \pi)^{1/4}} e^{-t^2/(2\sigma^2)} e^{i\eta t} \quad (4.1.4)$$

A Wavelet Gabor é obtida com uma janela gaussiana, onde σ denota a largura da janela gaussiana e η a frequência central.

4.1.2.1 Transformada Wavelet Sincronizada

A sincronização é um procedimento para melhorar a resolução de frequência de uma CWT. A SWT é uma transformada de tempo-frequência proposta por Daubechies e Maes (1996) que foi introduzida pela primeira vez na análise de sinais de áudio, usada para remover o ruído. A SWT realoca os coeficientes da CWT, com base nas informações de frequência, com o objetivo de melhorar a resolução no domínio tempo-frequência (Amezquita e Adeli, 2015). A SWT é um algoritmo projetado para decompor um sinal variável no tempo em componentes constituintes e permite que um sinal seja reconstruído a partir de seus componentes fundamentais.

Tal sinal, $x(t)$, pode ser expresso como

$$x(t) = \sum_{k=1}^K f_k(t) + e(t) \quad (4.1.5)$$

Onde $f_k(t) = A_k(t) \cos(\omega_k(t))$. $A_k(t)$, $\omega_k(t)$ e $e(t)$ são a amplitude variável no tempo, a frequência instantânea e o ruído ou erro de medição, respectivamente. O objetivo do algoritmo

SWT é recuperar a amplitude $A_k(t)$ na frequência instantânea $\omega_k(t)$ para cada $k=1,\dots,K$ (Thakur *et al.*, 2013).

A SWT, conforme definido por Daubechies, Lu e Wu (2011), requer três passos:

Passo 1: Os coeficientes CWT, $W_x(a,b)$, do sinal $x(t)$, são calculados para estimar as frequências instantâneas, usando qualquer Wavelet mãe, ψ .

$$W_x(a,b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (4.1.6)$$

Onde ‘a’ é a escala, ‘b’ é o deslocamento do tempo, ψ^* é o complexo conjugado e ψ é a Wavelet mãe.

Passo 2: A frequência instantânea, $\omega_x(a,b)$, para o sinal $x(t)$, é calculada pela diferenciação dos coeficientes CWT, $W_x(a,b)$, em qualquer ponto (a,b).

$$\omega_x(a,b) = \begin{cases} \frac{-j}{W_x(a,b)} \frac{\partial [W_x(a,b)]}{\partial b} & |W_x(a,b)| > 0 \\ \infty & |W_x(a,b)| = 0 \end{cases} \quad (4.1.7)$$

Passo 3: A operação de sincronização, definida como a transferência da CWT do plano de escala de tempo para o plano de tempo-frequência, é realizada. Os coeficientes CWT são calculados apenas em escalas discretas de a_k , $W_x(a,b)$, e reatribuídos ao domínio de tempo-frequência de acordo com o mapa $(a,b) \rightarrow (\omega_x(a,b), b)$. A transformação sincronizada, $T_x(\omega_c, b)$, dos coeficientes CWT é calculada apenas nos centros ω_c da faixa de frequência $[\omega_c - \Delta\omega/2, \omega_c + \Delta\omega/2]$ como

$$T_x(\omega_c, b) = \Delta\omega^{-1} \sum_{a_k: \omega_x(a,b) \in [\omega_c - \Delta\omega/2, \omega_c + \Delta\omega/2]} W_x(a_k, b) a_k^{-3/2} (\Delta a)_k \quad (4.1.8)$$

Onde $\Delta\omega = \omega_c - \omega_{c-1}$ e $\Delta a = a_k - a_{k-1}$. A SWT permite a realocação da energia dos coeficientes das ondas para melhorar a precisão da localização da frequência.

4.1.3 Aplicação numérica

Para validar a eficácia da SWT como um método de detecção de danos baseado em resposta dinâmica, é utilizado o Benchmark Fase I. As frequências naturais são identificadas e quantificadas. O Benchmark é submetido à excitação de ruído branco para criar um sinal sintético, na direção x e y. A Figura 4.1.1(a) mostra a estrutura real e a Figura 4.1.1(b) mostra o modelo analítico com os lados forte e fraco da estrutura.

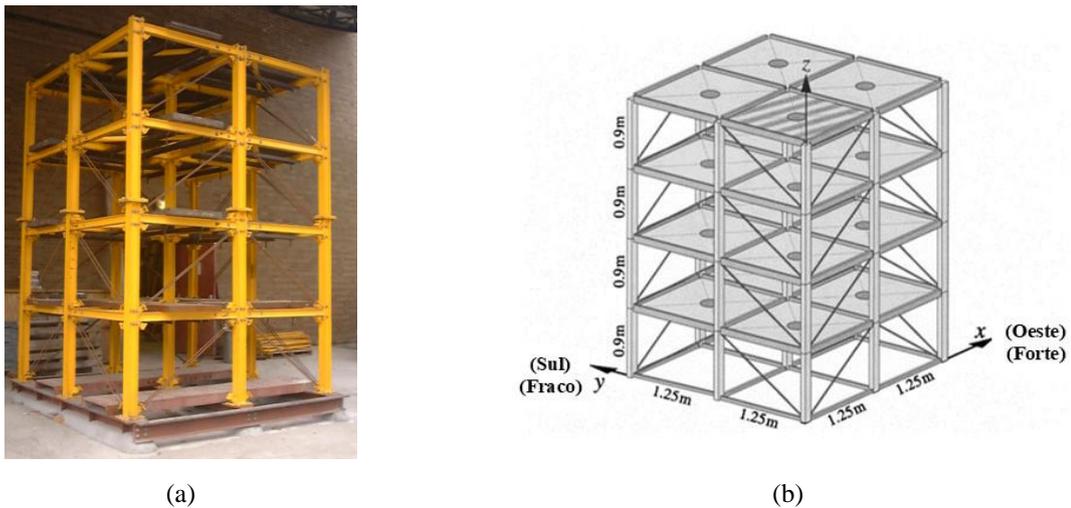


Figura 4.1.1: Benchmark Fase I: (a) estrutura real em escala 1:4, (b) modelo analítico – Adaptado de Johnson *et al.* (2004)

A Figura 4.1.2 mostra seis padrões de danos considerados no Benchmark Fase I. Segundo Johnson *et al.* (2004), os cenários de danos maiores são representados pelos casos (i)-(iv), enquanto os cenários de danos menores são representados pelos casos (v) e (vi). A definição de cada padrão de dano é mostrada na Tabela 4.1.1. Neste documento, serão considerados os sinais sintéticos para o caso 3 (excitação no teto) e a estrutura não danificada com 12 DOF (ver Tabela 4.1.1). Os resultados são comparados com os apresentados na literatura, incluindo a FEA dado por Johnson *et al.* (2004).

Conforme mostrado na Figura 4.1.3, através de 16 sensores colocados no exterior da estrutura, quatro em cada andar, foram adquiridos sinais de vibração. Os sinais sintéticos obtidos do sensor 15 (direção x) e do sensor 16 (direção y) são utilizados para comparar os resultados com os apresentados por outros autores que utilizaram os mesmos sensores. A Figura 4.1.4 mostra os sinais sintéticos nas direções x e y obtidos pelos sensores 15 e 16, respectivamente.

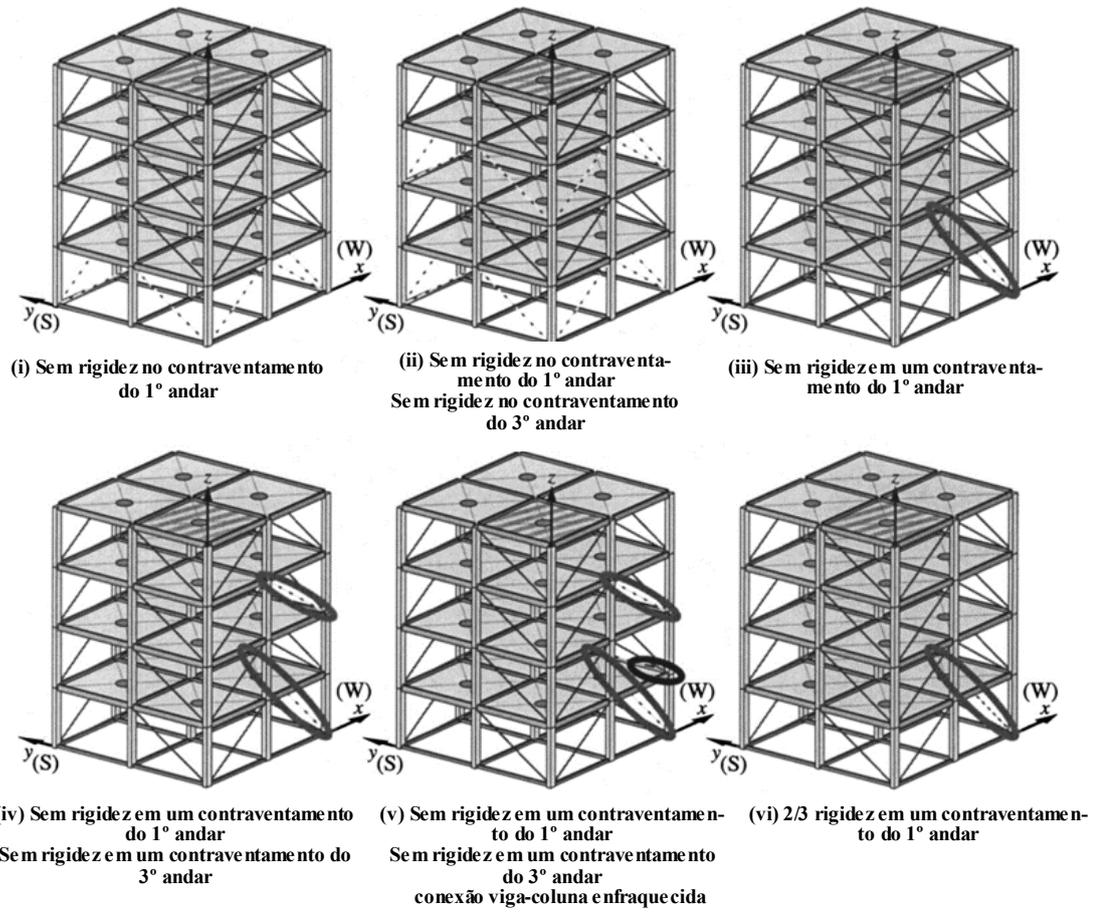


Figura 4.1.2: Padrões de dano no Benchmark Fase I – Adaptado de Johnson *et al.* (2004)

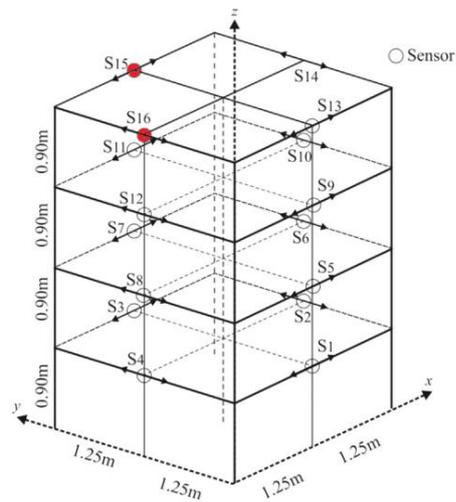


Figura 4.1.3: Localização do sensor – Adaptado de Perez *et al.* (2015)

**Tabela 4.1.1: Matriz de casos de simulação do Benchmark Fase I –
Adaptado de Johnson *et al.* (2004)**

Descrição	Caso 3 (excitação no teto)	Caso 4 (3D)
Modelo de geração de dados:		
(1) Piso rígido (USC 12DOF)	—	—
(2) Pisos rígidos no plano (HKUST 120DOF)		
Distribuição em massa:		
(1) Simétrica (quatro massas de 400 kg no teto)	—	
(2) Assimétrica (três 400 kg, uma de 550 kg)		—
Excitação:		
(1) Ambiente"		
(2) Agitador diagonal sobre o teto	—	—
Modelo ID: <i>Shear building</i> linear 12 DOF	—	—
Dados de ID: Quatro sensores/piso com ruído de 10% RMS		
(1) Entrada conhecida		
(2) Entrada desconhecida	—	—
(3) Entrada desconhecida; sensores no segundo, quarto andar		
Padrões de dano: Remova o seguinte:		
(i) Todos os contraventamentos no primeiro pavimento	—	—
(ii) Todos os contraventamentos no primeiro e terceiro pavimento	—	—
(iii) Um contraventamento no primeiro pavimento		—
(iv) Um contraventamento no primeiro e terceiro pavimento		—
(v) Conforme (iv), e solte a viga do piso no primeiro nível		
(vi) 2/3 de rigidez em um contraventamento no primeiro pavimento		—

Os sinais sintéticos mostrados na Figura 4.1.4 são criados submetendo a estrutura a ruído branco na direção x e y, semelhante à vibração ambiental. A resposta estrutural é gerada a partir de uma frequência de amostragem de 1.000 Hz por um tempo de 40 segundos, resultando em

40.000 amostras. Uma taxa de amortecimento modal de 1% foi atribuída a cada modo e 10% de ruído foi adicionado.

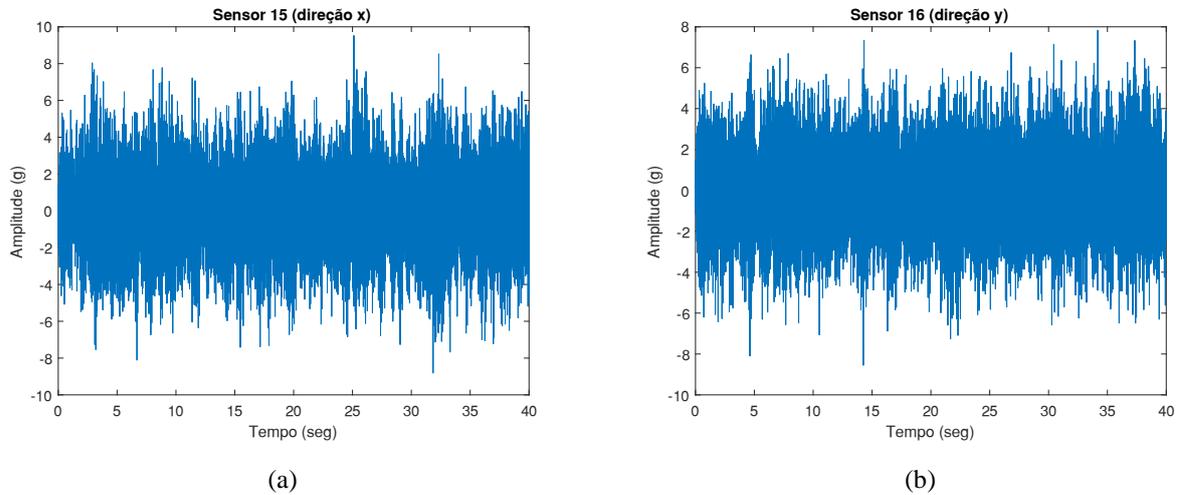


Figura 4.1.4: Sinais medidos em: (a) sensor 15 e (b) sensor 16

Após a obtenção dos sinais sintéticos dos sensores 15 e 16 nas direções x e y, respectivamente, a SWT é aplicada. A Wavelet analítica Morlet (Gabor) foi escolhida como a Wavelet mãe para identificar e quantificar as frequências naturais. A Figura 4.1.5 mostra a função de resposta de frequência do Benchmark Fase I calculada com a SWT dos sinais sintéticos.

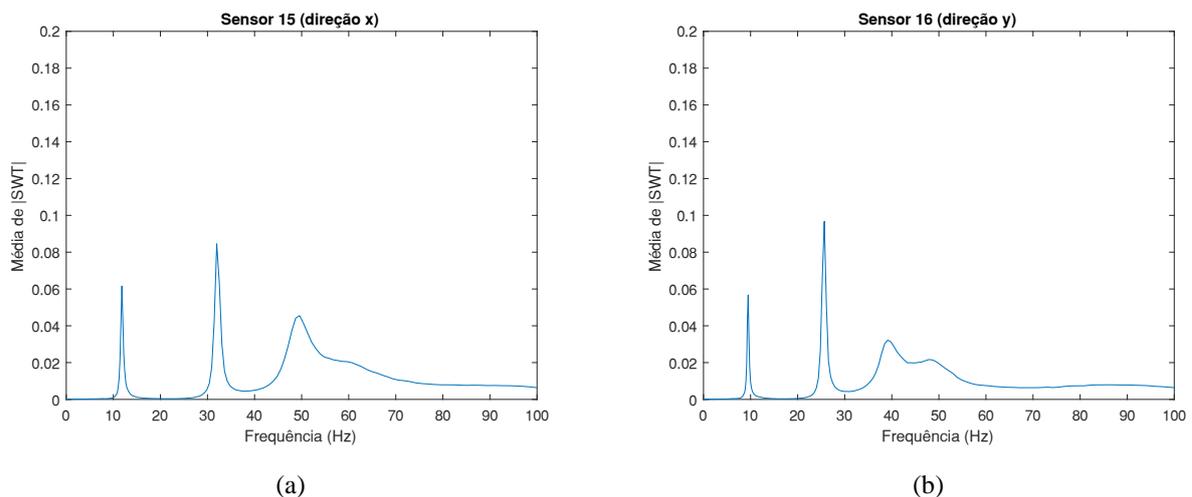


Figura 4.1.5: Função de resposta de frequência do Benchmark Fase I usando

As frequências naturais calculadas para o Benchmark são apresentadas na Tabela 4.1.2 e na Tabela 4.1.3. Na Tabela 4.1.2 são comparados os resultados obtidos com SWT com os

apresentados pelo modelo de referência (Johnson *et al.*, 2004), bem como os resultados apresentados por outros autores que implementaram técnicas baseadas em SWT nas suas metodologias. A Tabela 4.1.3, além de comparar os resultados com os de Johnson *et al.* (2004), compara a eficiência da SWT com outras técnicas de identificação de propriedades modais.

Tabela 4.1.2: Frequências naturais do Benchmark Fase I usando SWT

Modo	Frequências naturais (Hz) (% erro)			
	Johnson <i>et al.</i> (2004) FEA	Pérez <i>et al.</i> (2015)	Pérez <i>et al.</i> (2017)	SWT
1	9,41 (y)	9,407 (0,03)	9,39 (0,21)	9,48 (0,74)
2	11,79 (x)	11,82 (0,20)	11,72 (0,59)	11,83 (0,34)
3	25,54 (y)	25,55 (0,03)	25,59 (0,20)	25,68 (0,55)
4	32,01 (x)	31,95 (0,20)	32,03 (0,06)	32,05 (0,12)
5	38,66 (y)	38,61 (0,13)	38,67 (0,03)	39,12 (1,19)
6	48,01 (y)	47,97 (0,08)	48,05 (0,08)	— (—)
7	48,44 (x)	48,50 (0,10)	48,65 (0,44)	49,92 (3,06)
8	60,15 (x)	60,35 (0,33)	60,16 (0,02)	— (—)

Tabela 4.1.3: Frequências naturais do Benchmark Fase I usando outro método SHM

Modo	Frequências naturais (Hz) (% erro)			
	Johnson <i>et al.</i> (2004) FEA	Amini e Hedayati (2016)	Li, Xu e Zhang (2016)	SWT
1	9,41 (y)	10,62 (12,86)	8,48 (9,88)	9,48 (0,74)
2	11,79 (x)	— (—)	9,03 (23,41)	11,83 (0,34)
3	25,54 (y)	25,39 (0,59)	23,07 (9,67)	25,68 (0,55)
4	32,01 (x)	— (—)	25,45 (20,49)	32,05 (0,12)
5	38,66 (y)	— (—)	36,32 (6,05)	39,12 (1,19)
6	48,01 (y)	47,97 (0,08)	41,81 (12,91)	— (—)
7	48,44 (x)	— (—)	46,57 (3,86)	49,92 (3,06)
8	60,15 (x)	— (—)	56,09 (6,75)	— (—)

A partir dos resultados apresentados na Tabela 4.1.2, pode-se ver que os valores calculados para as frequências naturais do Benchmark utilizando apenas a SWT foram satisfatórios, pois os resultados estão muito próximos dos teóricos. A diferença mínima e máxima encontrada, em

comparação com Johnson *et al.* (2004) foi de 0,12% e 3,06%, respectivamente. A SWT conseguiu identificar as três primeiras frequências nas direções x e y. Outros autores, tais como Pérez *et al.* (2015) utilizaram uma metodologia composta pelas técnicas: (1) Técnica de Decremento Aleatório (RDT), (2) SWT, (3) Transformada Hilbert (HT) e (4) Filtro Kalman. Os resultados obtidos foram muito próximos do valor teórico (Johnson *et al.*, 2004), o desvio mínimo foi de 0,03% e o máximo foi de 0,33%. Da mesma forma, Pérez *et al.* (2017) implementaram uma metodologia composta por três técnicas: (1) Técnica de Excitação Natural (NExT), (2) SWT e (3) Algoritmos Genéticos (GA). As frequências calculadas foram semelhantes aos valores de referência (Johnson *et al.*, 2004), encontrando um desvio mínimo e máximo de 0,02% e 0,59%, respectivamente. Portanto, pode-se dizer que a SWT é uma técnica útil, pois foi possível encontrar as três primeiras frequências nas direções x e y com alta precisão. É possível melhorar a precisão do cálculo da SWT e identificar a quarta frequência na direção x e y se complementada com outras técnicas de processamento de sinais.

Além disso, os resultados obtidos com a SWT foram comparados com os calculados por outras metodologias, como mostra a Tabela 4.1.3. Amini e Hedayati (2016) utilizaram a Análise de Componentes Esparsos (SCA) para identificar os parâmetros modais de uma estrutura. Os autores calcularam apenas as três primeiras frequências na direção y e apresentaram um desvio máximo de 12,86% em relação à Johnson *et al.* (2004). Conclui-se que a técnica SCA não é robusta no cálculo dos parâmetros modais. Por outro lado, Li, Xu e Zhang (2016) utilizaram o método baseado em probabilidade com a técnica Markov Chain Monte Carlo (MCMC) como ferramenta de processamento de sinais. No entanto, o desvio máximo foi de 23,41%, o que mostra que esta função tem dificuldades em trabalhar corretamente com sinais ruidosos e não estacionários. A SWT provou ser mais eficiente na identificação de frequências naturais, pois o erro máximo encontrado foi de 3,06%. Portanto, a SWT pode ser recomendada como um método eficaz para identificar parâmetros modais e identificar danos.

Para testar a capacidade da SWT em identificar o conteúdo de frequências para sinais com dano menor e grave, foi escolhida a simulação do caso 4 (3D) do Benchmark Fase I apresentada na Tabela 4.1.1. As frequências naturais obtidas para o cenário sem dano e os padrões de danos do tipo (i) ao tipo (vi) descritos na Figura 4.1.2 são mostrados na Tabela 4.1.4.

A partir dos resultados apresentados na Tabela 4.1.4, pode-se ver que a SWT teve um bom desempenho na identificação de frequências naturais em sinais com danos menores e graves. Em todos os casos analisados, foi possível identificar três frequências nas direções x e y. Foram avaliados seis padrões de danos e um cenário sem danos. Para o cenário sem danos, foi

encontrado um desvio mínimo e máximo de 0,22% e 2,25%, respectivamente. Os casos de danos maiores - casos (i)-(iv) - tiveram um desvio mínimo e máximo de 0,35% e 13,71%, respectivamente. Os casos de danos menores - casos (v) e (vi) - apresentaram um desvio mínimo de 0,56% e um desvio máximo de 3,60%. De acordo com Su *et al.* (2014), um valor preciso da frequência natural é considerado se o desvio tiver um valor máximo de 2%. Portanto, a SWT provou ser robusta no cálculo das duas primeiras frequências nas direções x e y para todos os cenários de danos do Benchmark Fase I, pois o desvio máximo encontrado foi de 2,10%.

**Tabela 4.1.4: Frequências naturais do Benchmark Fase I utilizando SWT
(Caso 4, 12 DOF, Massa agrupada)**

		Frequências naturais (Hz) (% erro)					
Modo	Sem dano	Padrões de dano					
		(i)	(ii)	(iii)	(iv)	(v)	(vi)
FEA (Johnson <i>et al.</i> , 2004)							
1	9,29 (y)	6,18 (y)	5,76 (y)	8,79 (y)	8,79 (y)	8,79 (y)	9,15 (y)
2	11,64 (x)	9,80 (x)	9,39 (x)	11,64 (x)	11,50 (x)	11,50 (x)	11,64 (x)
3	25,27 (y)	21,27 (y)	14,78 (y)	24,37 (y)	24,36 (y)	24,36 (y)	24,98 (y)
4	31,66 (x)	28,59 (x)	24,70 (x)	31,66 (x)	30,82 (x)	30,82 (x)	31,66 (x)
5	38,26 (y)	36,87 (y)	35,97 (y)	37,77 (y)	37,76 (y)	37,76 (y)	38,10 (y)
6	47,75 (y)	46,81 (x)	40,60 (y)	47,68 (y)	47,68 (y)	47,68 (y)	47,72 (y)
7	47,97 (x)	47,54 (y)	46,46 (x)	47,96 (x)	47,96 (x)	47,96 (x)	47,97 (x)
8	59,81 (x)	59,63 (x)	53,68 (x)	59,81 (x)	58,18 (x)	58,18 (x)	59,81 (x)
SWT							
1	9,27 (0,22)	6,08 (1,62)	5,82 (1,04)	8,87 (0,91)	8,87 (0,91)	8,87 (0,91)	9,07 (0,87)
2	11,57 (0,60)	9,91 (1,12)	9,48 (0,96)	11,83 (1,63)	11,57 (0,61)	11,57 (0,61)	11,83 (1,63)
3	25,68 (1,62)	21,51 (1,13)	15,09 (2,10)	24,57 (0,82)	24,57 (0,86)	24,57 (0,86)	25,12 (0,56)
4	32,05 (1,23)	28,69 (0,35)	25,12 (1,70)	32,05 (1,23)	31,35 (1,72)	31,35 (1,72)	32,05 (1,23)
5	39,12 (2,25)	37,43 (1,52)	40,90 (13,71)	38,27 (1,32)	39,12 (3,60)	39,12 (3,60)	39,12 (2,68)
6	— (—)	47,76 (2,03)	— (—)	— (—)	— (—)	— (—)	— (—)
7	48,83 (1,79)	— (—)	52,18 (12,31)	48,83 (1,81)	48,83 (1,81)	48,83 (1,81)	48,83 (1,79)
8	— (—)	— (—)	— (—)	— (—)	— (—)	— (—)	— (—)

4.1.4 Conclusões

Neste trabalho, a eficiência da SWT foi avaliada através da identificação e quantificação das frequências naturais. Para validar a eficiência da SWT, primeiro foram identificadas as frequências naturais associadas ao Benchmark Fase I e depois comparadas com os valores teóricos (Johnson *et al.*, 2004). A robustez da SWT também foi comparada com outras metodologias disponíveis na literatura.

Os resultados obtidos mostraram que a SWT é robusta na obtenção das frequências naturais. Foram encontrados desvios mínimos e máximos de 0,12% e 3,06%, respectivamente, em comparação com os valores de referência apresentados na literatura (Johnson *et al.*, 2004). Outros autores acoplaram a SWT a outras técnicas de identificação modal. Por exemplo, Pérez *et al.* (2015) utilizaram RDT, SWT, HT e Filtro Kalman, alcançando um desvio mínimo e máximo de 0,03% e 0,33%, respectivamente. Por outro lado, Pérez *et al.* (2017) utilizaram NExT, SWT e GA e encontraram um desvio mínimo de 0,02% e um desvio máximo de 0,59%. Foi observado que a robustez da SWT associada ao cálculo de frequências naturais pode melhorar sua precisão se for associada a outras técnicas de processamento de sinais.

Em relação aos resultados obtidos com a SWT e em comparação com outras técnicas de detecção de danos, observou-se que a SWT é um método que apresenta bom desempenho com sinais ruidosos e não estacionários. Alguns autores, como Amini e Hedayati (2016), utilizaram a técnica SCA e encontraram um desvio mínimo de 0,08% e um desvio máximo de 12,86%. Por sua vez, Li, Xu e Zhang (2016) usaram o método baseado em probabilidades e encontraram um desvio mínimo e máximo de 3,86% e 23,41%, respectivamente, em comparação com os valores teóricos (Johnson *et al.*, 2004). Portanto, pode-se afirmar que a SWT é uma técnica eficaz aplicada à identificação de frequências naturais.

Os resultados obtidos considerando os diferentes padrões de danos no Benchmark Fase I mostraram que a SWT teve um bom desempenho na identificação de danos. De acordo com Das e Saha (2018), alguns métodos apresentaram limitações ao considerar sinais ruidosos e identificar pequenos danos. SWT é uma técnica avançada de identificação de frequências naturais porque pode trabalhar com sinais ruidosos e não estacionários, detectando as frequências naturais associadas a danos menores e maiores. Outra vantagem desta técnica é que a SWT não requer conhecimento prévio da estrutura, o que não ocorre com outros métodos de detecção de danos.

4.2 METODOLOGIA BASEADA NA DECOMPOSIÇÃO DE MODO EMPÍRICO E TRANSFORMADA WAVELET SINCRONIZADA PARA A IDENTIFICAÇÃO DE PROPRIEDADES MODAIS E DETECÇÃO DE DANO

Resumo

O Monitoramento da Saúde Estrutural (SHM) e a detecção de danos usando métodos baseados em vibração são de interesse em áreas como Engenharia Civil e Mecânica, entre outras. A identificação precoce de danos pode salvar vidas e facilitar a recuperação econômica da infraestrutura existente. Os métodos usados no SHM podem ter uma abordagem local ou global. Uma abordagem local verifica em detalhes os componentes da estrutura, enquanto uma abordagem global detecta mudanças gerais nas características da estrutura. Neste trabalho é proposta uma metodologia com uma abordagem global, que combina as propriedades da Decomposição de Modo Empírico (EMD), Transformada Wavelet Sincronizadas (SWT) e Interpolação *Spline*, para identificar propriedades modais e danos. Nesta metodologia é possível identificar o conteúdo de frequências de um sinal ao longo do tempo, se houver mudanças nas propriedades modais da estrutura é sabido que houve mudanças nas propriedades físicas, portanto, houve danos na estrutura. Para validar a eficiência da metodologia proposta, identifica-se o instante do dano, bem como as frequências naturais do Benchmark Fase I, considerando a estrutura sem danos e com danos por perda de rigidez no primeiro e terceiro pavimento. O sinal analisado é criado levando em consideração os estados não danificados e danificados da estrutura. Primeiro, o instante do dano e a mudança nas frequências naturais da estrutura devido ao dano por perda de rigidez foram identificados usando a SWT. Posteriormente, a metodologia proposta foi validada comparação os valores obtidos na identificação das frequências naturais com os valores relatados por outros autores. Os erros mínimo e máximo foram de 0,0% e 2,31%, respectivamente, em comparação com os resultados reportados pelo grupo IASC-ASCE. A metodologia proposta provou ser robusta como um método de SHM; identificou frequências com modos estreitamente espaçados e não requer conhecimento a priori da estrutura.

Palavras-chave: Decomposição de modo empírico, Transformada Wavelet Sincronizada, IASC-ASCE Benchmark Fase I, Monitoramento da saúde estrutural.

4.2.1 Introdução

Muitas estruturas civis em todo o mundo estão em algum estado de deterioração que requer intervenção para sua restauração. As causas da deterioração de uma estrutura são diversas; pode ser devido à corrosão, serviço, forças destrutivas ou outros eventos anormais (Sánchez, Ávila e Brito, 2018). Em 2021, a Sociedade Americana de Engenheiros Civis (ASCE) publicou um relatório sobre a infraestrutura nos Estados Unidos (ASCE, 2021). A ASCE estima que será necessário um investimento de USD\$ 5,94 trilhões para restaurar a infraestrutura existente entre 2020 e 2029. As técnicas de detecção precoce de danos surgem como um desafio para o Monitoramento da Saúde Estrutural (SHM) que procura fornecer uma solução para a recuperação de uma estrutura existente. Portanto, será necessário desenvolver novas tecnologias e métodos econômicos que permitam a manutenção de estruturas civis.

Recentemente, vários pesquisadores concentraram seu interesse na determinação de danos. Pereira *et al.* (2021) aplicaram um algoritmo bio-inspirado conhecido como Algoritmo de Otimização de Lichtenberg (LA) em combinação com programas de elementos finitos. Os autores destacaram que o LA é capaz de detectar danos sob condições de ruído e de baixa severidade do dano. Da mesma forma, Pereira *et al.* (2020) desenvolveram um estudo para identificar trincas através da implementação de LA. Os resultados obtidos pelos autores foram promissores para identificar danos e tomar decisões, como a substituição de partes da estrutura. Gomes *et al.* (2019) relataram vários estudos em sua revisão sobre métodos inversos baseados em vibração para identificação de danos.

Os métodos usados para detecção de danos podem ser classificados em abordagens locais e globais (Doebeling *et al.*, 1996). Métodos com abordagem local visam detectar danos ou alterações em componentes estruturais ou materiais, por exemplo: o método de velocidade de pulso ultrassônico (Hwang *et al.*, 2018), o método radiográfico (Chang e Liu, 2003), o método termográfico infravermelho (Chang e Liu, 2003), entre outros. Métodos com uma abordagem global partem da premissa de que as características dinâmicas são função das propriedades físicas da estrutura. Portanto, se houver mudanças nas propriedades físicas, será possível detectar mudanças nas características dinâmicas (Xu e He, 2017). Alguns métodos com abordagem global são: Transformada Wavelet (Daubechies, 1993); Transformada Hilbert-Huang (Yang *et al.*, 2004); Decomposição de Modo Empírico (EMD) (Goncalves, Rilling e Flandrin, 2003), entre outros. Neste trabalho é proposta uma metodologia de abordagem global

baseada na combinação de três técnicas: (1) Decomposição de Modo Empírico (EMD), (2) Transformada Wavelet Sincronizada (SWT) e (3) Interpolação *Spline*.

Estudos que adotaram uma abordagem global e usaram apenas a SWT como método de detecção de danos foram relatados por Sanchez, Brito e Avila (2020). Os autores utilizaram a SWT para identificar as propriedades modais do Benchmark e relataram seis frequências naturais encontradas em um sinal não danificado, três em cada direção (x, y). Babajanian, Ghodrati e Darvishan (2020) propuseram uma metodologia baseada na análise de vibração para identificar danos através do reconhecimento de padrões. Cinco técnicas foram consideradas; uma delas era a SWT. O Benchmark Fase I foi usado como modelo de análise. Para a avaliação da saúde estrutural das pontes, Liu *et al.* (2020) implementaram a SWT usando modelos de iteração de ponte-veículo. Os autores mostraram que a metodologia proposta foi robusta para identificar e quantificar danos, obtendo bons resultados em cinco dos seis testes experimentais simulados.

Outros trabalhos compostos por duas ou mais técnicas, incluindo a SWT, foram apresentados por Rafiei e Adeli (2017). Os autores propuseram uma nova metodologia baseada em dois métodos de processamento de sinais, SWT e FFT. Além disso, implementaram uma técnica de aprendizado não supervisionado, o algoritmo de Classificação Dinâmica Neural (NDC) e a máquina Boltzmann restrita. Usando o mesmo modelo experimental, Amezquita e Adeli (2015) validaram uma metodologia para detectar e quantificar danos. Esta nova metodologia consiste em três etapas: (1) SWT, (2) Dimensão da Fractalidade e (3) Avaliação do estado da estrutura. Da mesma forma, Rafiei e Adeli (2018) propuseram uma metodologia para avaliar o estado da saúde nos níveis global e local através de uma resposta estrutural. A metodologia foi composta por SWT, FFT e uma máquina Boltzmann profunda não supervisionada. Por outro lado, Li, Park e Adeli (2017b) implementaram SWT juntamente com HT e o ajuste por mínimos quadrados lineares. Os autores aplicaram a metodologia em um prédio de 123 andares e compararam os valores obtidos com os encontrados pela EMD.

Trabalhos cujas metodologias foram validadas usando o Benchmark Fase I e implementaram a SWT como técnica de processamento de sinais foram realizados por Perez *et al.* (2017), que propuseram uma estratégia computacional para a identificação precisa de parâmetros modais. Um método que combina três técnicas: (1) Técnica de Excitação Natural, (2) Transformada Wavelet Sincronizada e (3) Algoritmo Genético. Na mesma linha, Perez *et al.* (2015) definiram uma nova metodologia baseada na SWT para identificar os parâmetros modais de uma estrutura sujeita a vibrações ambientais. A metodologia proposta é composta

por quatro técnicas: (1) Técnica de Decremento Aleatório, (2) Transformada Wavelet Sincronizada, (3) Transformada Hilbert e (4) o filtro Kalman. Os valores obtidos foram comparados com os relatados usando outras técnicas de processamento de sinais.

Este trabalho propõe uma metodologia com abordagem global para a identificação de propriedades modais e detecção de danos, baseada na resposta dinâmica da estrutura. Para validar a eficiência desta metodologia, é utilizado o Benchmark Fase I projetado pelo grupo IASC-ASCE. O Benchmark consiste em uma estrutura de aço de 4 andares, 2 x 2 baias, construída em escala 1:4. Tem as seguintes dimensões: 3,6 m de altura e uma superfície de 2,5 x 2,5 m. A IASC-ASCE oferece um programa de elementos finitos conhecido como Datagen. O programa foi desenvolvido em MATLAB e permite a simulação de diferentes padrões de danos. Neste trabalho são considerados os cenários da estrutura sem danos e com danos causados pela perda de rigidez no primeiro e terceiro pavimento, conforme Figura 4.2.3. Os objetivos da simulação numérica neste trabalho são: (1) a identificação do instante do dano e as mudanças nas frequências naturais e (2) a validação da metodologia proposta através da precisão no cálculo das frequências naturais. Os valores obtidos foram comparados com os encontrados em outros trabalhos, incluindo Johnson *et al.* (2004). A metodologia proposta provou ser robusta em identificar com precisão as frequências de um sinal danificado, não estacionário e com ruído.

4.2.2 Metodologia

A metodologia proposta foi desenvolvida inteiramente na linguagem de programação MATLAB. Esta metodologia pode ser aplicada a qualquer tipo de estrutura civil, exigindo como dados de entrada a resposta de aceleração da estrutura. De acordo com Rytter (1993), existem quatro níveis de classificação de detecção de danos. Este documento se concentra no nível 1, que determina a existência de dano na estrutura e não a sua localização. A Figura 4.2.1 mostra a metodologia baseada nos métodos EMD-SWT-*spline* para identificar danos a partir de dados de vibração. Primeiro, as Funções de Modo Intrínseco (IMF) são extraídas do sinal com a ajuda do método EMD (Shrivastava e Singh, 2018). Posteriormente, cada IMF é processada pela SWT para obtenção das frequências naturais. Finalmente, usando interpolação *spline*, o gráfico contendo as frequências naturais é suavizado.

Uma das principais vantagens desta metodologia reside no uso do EMD para decompor o sinal na IMF e assim melhorar a precisão na identificação das frequências naturais pela SWT.

Por outro lado, a principal desvantagem do uso do EMD reside em uma distorção parcial nos extremos de cada IMF (Wu e Qu, 2008).

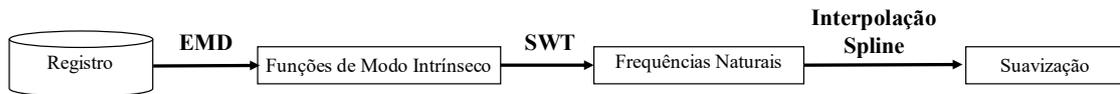


Figura 4.2.1: Fluxograma da metodologia (EMD-SWT-spline)

4.2.2.1 Decomposição de Modo Empírico (EMD)

Huang *et al.* (1998) propuseram o método EMD para a análise de séries temporais. O EMD decompõe um sinal geralmente não estacionário em uma série de Funções de Modo Intrínseco (IMF), que são quase-estacionárias. Duas condições são necessárias para que uma IMF seja reconhecida como uma função de resposta modal: (1) o número de cruzamentos por zero e o número de extremos devem ser do mesmo tamanho ou diferir em 1; (2) a média entre os envolventes superior e inferior deve ser igual a zero (Goncalves, Rilling e Flandrin, 2003).

Para um sinal $x(t)$, devem ser levados em conta os seguintes passos para obtenção das IMFs.

Passo 1: Localizar os pontos máximo e mínimo de $x(t)$.

Passo 2: Interpolarm com *spline* os máximos e mínimos locais para construir as envolventes superior e inferior ($e_{\min}(t)$, $e_{\max}(t)$).

Passo 3: Calcular a média usando:

$$m(t) = \frac{e_{\min}(t) + e_{\max}(t)}{2} \quad (4.2.1)$$

Passo 4: Extrair o componente

$$d(t) = x(t) - m(t) \quad (4.2.2)$$

Passo 5: Iterar sobre o residual $m(t)$

Para obter um IFM, os passos 1 a 4 devem ser repetidos no componente $d(t)$ até que ambas as condições sejam satisfeitas (critério de parada). Se o passo 4 for cumprido, é considerada a primeira IMF. Obtida uma FMI, calcula-se o resíduo e aplica-se o passo 5. Assim, obtém-se um número finito de IMFs e um resíduo.

4.2.2.2 Transformada Wavelet Sincronizada (SWT)

A transformada sincronizada é um algoritmo de análise que segue a mesma filosofia da abordagem da EMD. A SWT decompõe um sinal em suas funções de bloco de construção, mas com uma abordagem diferente da EMD na construção dos componentes (Daubechies, Lu e Wu, 2011; Thakur *et al.*, 2013). A SWT é um método de análise de tempo-frequências (Daubechies e Maes, 1996). A SWT combina a análise Wavelet e um método de realocação que pode melhorar a identificação e extração de componentes oscilatórios como frequências naturais.

Existem vários tipos de transformadas Wavelet, incluindo a SWT. Uma transformada Wavelet é construída a partir de uma função chamada Wavelet mãe, ψ , e é definida como:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) \quad a, b \in \mathbb{R}, a \neq 0 \quad (4.2.3)$$

Onde ‘a’ mede o grau de compressão, conhecido como parâmetro de escala, e ‘b’ determina a localização temporal, chamado de parâmetro de translação.

A SWT utiliza dois tipos de Wavelets analíticas: Amor (Wavelet Morlet analytic) (Sharma, Amarnath e Kankar, 2017) e Bump (Jiang e Suter, 2017). A Wavelet Bump analítica, $\hat{\psi}_{bump}$, será usada como a Wavelet mãe na SWT (Meignen, Oberlin e McLaughlin, 2012), definida por:

$$\hat{\psi}_{bump}(s\omega) = e^{\left(\frac{1}{1-(s\omega-\mu)^2/\sigma^2} \right)} \mathbf{1}_{[(\mu-\sigma)/s, (\mu+\sigma)/s]} \quad (4.2.4)$$

Onde $\mathbf{1}_{[(\mu-\sigma)/s, (\mu+\sigma)/s]}$ é a função indicadora para o intervalo de frequência central $(\mu-\sigma)/s \leq \omega \leq (\mu+\sigma)/s$.

O algoritmo SWT é resumido em três passos (Amezquita e Adeli, 2015):

Passo 1: Calcule os coeficientes CWT, $W_x(a,b)$, usando qualquer Wavelet mãe para recuperar as amplitudes nas frequências instantâneas.

$$W_x(a,b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (4.2.5)$$

Onde ψ é a wavelet mãe, o símbolo * é o complexo conjugado.

Passo 2: Para o sinal $x(t)$ é calculada a frequência instantânea, $\omega_x(a, b)$, diferenciando em qualquer ponto (a, b) os coeficientes CWT, $W_x(a, b)$.

$$\omega_x(a, b) = \begin{cases} \frac{-j}{W_x(a, b)} \frac{\partial [W_x(a, b)]}{\partial b} & |W_x(a, b)| > 0 \\ \infty & |W_x(a, b)| = 0 \end{cases} \quad (4.2.6)$$

Passo 3: Finalmente, o processo de sincronização é realizado realocando os coeficientes CWT, $W_x(a, b)$, para o domínio tempo-frequência considerando o mapa $(a, b) \rightarrow (\omega_x(a, b), b)$. Somente nos centros, ω_c , a Transformada Sincronizada, $T_x(\omega_c, b)$, é determinada para a faixa de frequência $[\omega_c - \Delta\omega/2, \omega_c + \Delta\omega/2]$:

$$T_x(\omega_c, b) = \Delta\omega^{-1} \sum_{a_k: \omega_x(a, b) \in [\omega_c - \Delta\omega/2, \omega_c + \Delta\omega/2]} W_x(a_k, b) a_k^{-3/2} (\Delta a)_k \quad (4.2.7)$$

Onde $\Delta a = a_k - a_{k-1}$ e $\Delta\omega = \omega_c - \omega_{c-1}$.

4.2.3 Aplicação numérica

Propõe-se validar esta metodologia no Benchmark Fase I. A estrutura do Benchmark foi construída na Universidade de British Columbia (UBC - Canadá), é uma estrutura de aço de 4 andares, 3D, escala 1:4 com 2 x 2 baías (ver Figura 4.2.2.a). A estrutura é exposta ao ruído branco tanto na direção x (lado forte) quanto na direção y (lado fraco), conforme Figura 4.2.2(b). O modelo Benchmark possui seis padrões de danos diferentes; neste trabalho, será considerado o caso não danificado e o padrão de dano (ii) (ver Figura 4.2.3). O sinal sintético a ser utilizado é construído considerando o caso 3 (excitação no teto), conforme Tabela 2.2.1. O sinal é obtido através dos sensores 15 e 16 (ver Figura 4.2.4). A escolha da localização do sensor é muito importante para se obter um bom sinal de resposta dinâmica. Como um dos objetivos deste trabalho é comparar os resultados obtidos com os de outros autores, foram utilizados os mesmos sensores usados em outros artigos de referência (Pérez *et al.*, 2015).

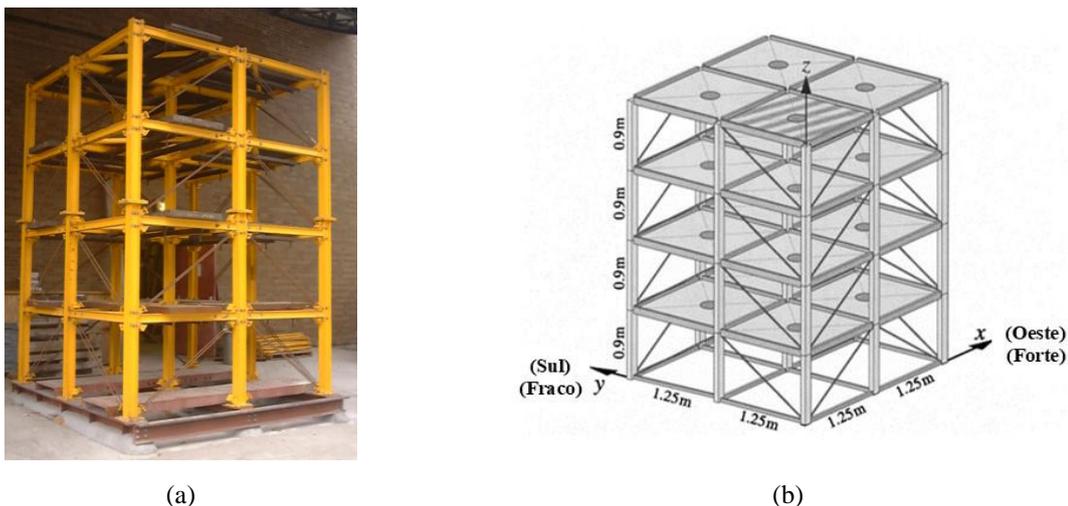


Figura 4.2.2: Estrutura do Benchmark: (a) estrutura real, (b) modelo analítico – Adaptado de Johnson *et al.* (2004)

O exemplo numérico considera duas etapas de análise: (1) identificação de mudanças nas frequências naturais e instante do dano, e (2) a metodologia proposta é validada através da precisão na identificação das frequências naturais. O sinal utilizado neste exercício é construído a partir de dois sinais, um primeiro sinal sem danos que vai de 0 a 20 segundos e outro sinal com padrão de dano (ii) que vai de 20 a 40 segundos (ver Figura 4.2.5). Este sinal se aproxima das características de um sinal real, ou seja, um sinal lido *in situ* de uma estrutura real.

De acordo com Johnson *et al.* (2004), o Benchmark Fase I permite recriar seis padrões de danos entre maiores e menores (ver Figura 4.2.3). Os padrões de danos maiores são representados pelos números (i) a (iv) e os menores pelos números (v) e (vi). O sinal utilizado neste trabalho foi afetado pelo padrão de dano (ii), ou seja, pela perda de rigidez no primeiro e terceiro pavimento.

O Benchmark possui um total de dezesseis sensores, quatro em cada pavimento, conforme Figura 4.2.4. Os sinais utilizados foram obtidos dos sensores 15 e 16 (direção x e y, respectivamente). Esses dois sensores foram escolhidos para comparar os valores obtidos com os de outros autores que utilizaram os mesmos pontos de leitura.

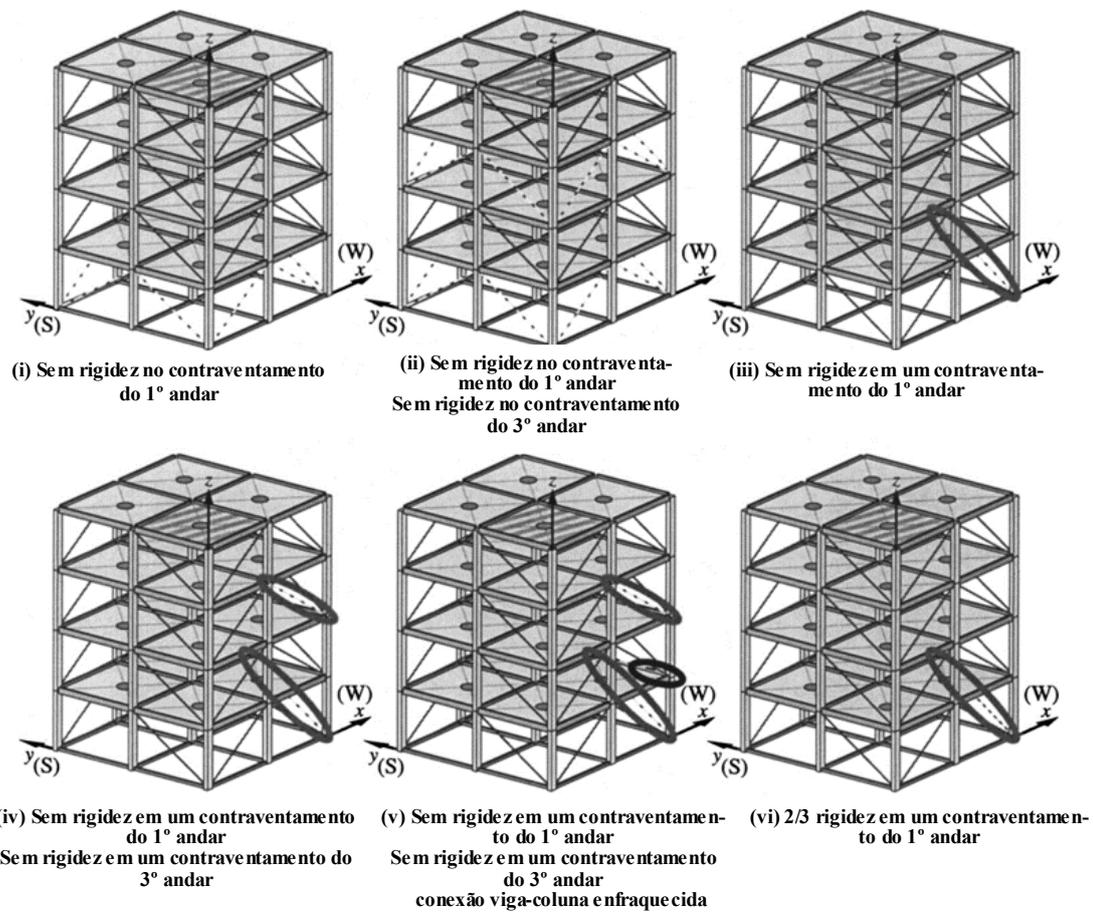


Figura 4.2.3: Padrões de dano – Adaptado de Johnson *et al.* (2004)

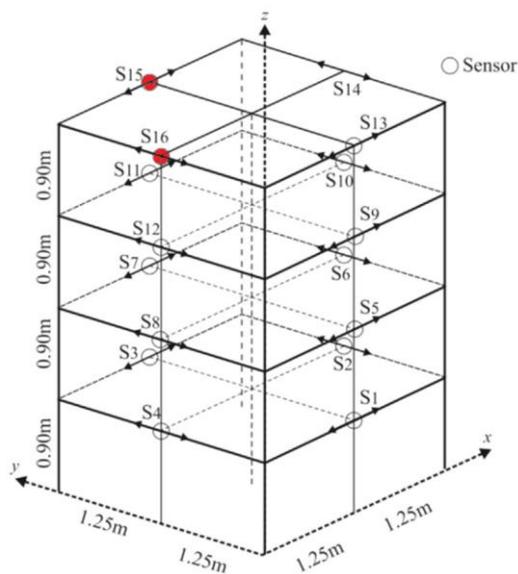


Figura 4.2.4: Localização do sensor – Adaptado de Pérez *et al.* (2015)

**Tabela 4.2.1: Casos de simulação da estrutura do Benchmark -
Adaptado de Johnson *et al.* (2004)**

Descrição	Caso 3 (excitação no teto)	Caso 4 (3D)
Modelo de geração de dados:		
(1) Piso rígido (USC 12DOF)	—	—
(2) Pisos rígidos no plano (HKUST 120DOF)		
Distribuição em massa:		
(1) Simétrica (quatro massas de 400 kg no teto)	—	
(2) Assimétrica (três 400 kg, uma de 550 kg)		—
Excitação:		
(1) Ambiente"		
(2) Agitador diagonal sobre o teto	—	—
Modelo ID: <i>Shear building</i> linear 12 DOF	—	—
Dados de ID: Quatro sensores/piso com ruído de 10% RMS		
(1) Entrada conhecida		
(2) Entrada desconhecida	—	—
(3) Entrada desconhecida; sensores no segundo, quarto andar		
Padrões de dano: Remova o seguinte:		
(i) Todos os contraventamentos no primeiro pavimento	—	—
(ii) Todos os contraventamentos no primeiro e terceiro pavimento	—	—
(iii) Um contraventamento no primeiro pavimento		—
(iv) Um contraventamento no primeiro e terceiro pavimento		—
(v) Conforme (iv), e solte a viga do piso no primeiro nível		
(vi) 2/3 de rigidez em um contraventamento no primeiro pavimento		—

O sinal apresentado na Figura 4.2.5 foi construído utilizando um código FEA desenvolvido em MATLAB pelo IASC-ASCE (Johnson *et al.*, 2004). Este código gera a resposta dinâmica da estrutura quando exposta a uma excitação de ruído branco, caso 3 (excitação no teto). O sinal

obtido do sensor 15 (direção x) é mostrado na Figura 4.2.5(a), e o sinal obtido do sensor 16 (direção y) na Figura 4.2.5(b). Ambos os sinais foram construídos unindo um sinal não danificado com um sinal danificado com padrão de dano (ii), ou seja, de 0 a 20 segundos um sinal não danificado, de 20 a 40 segundos um sinal danificado. Os parâmetros usados na construção de ambos os sinais são: frequência de amostragem de 1000 Hz, ruído branco de 10% e taxa de amortecimento modal de 1%. A frequência de amostragem e a duração do sinal influenciam na obtenção de resultados robustos. Neste trabalho, para efeito de comparação, serão utilizados os mesmos dados do artigo de referência (Johnson *et al.*, 2004).

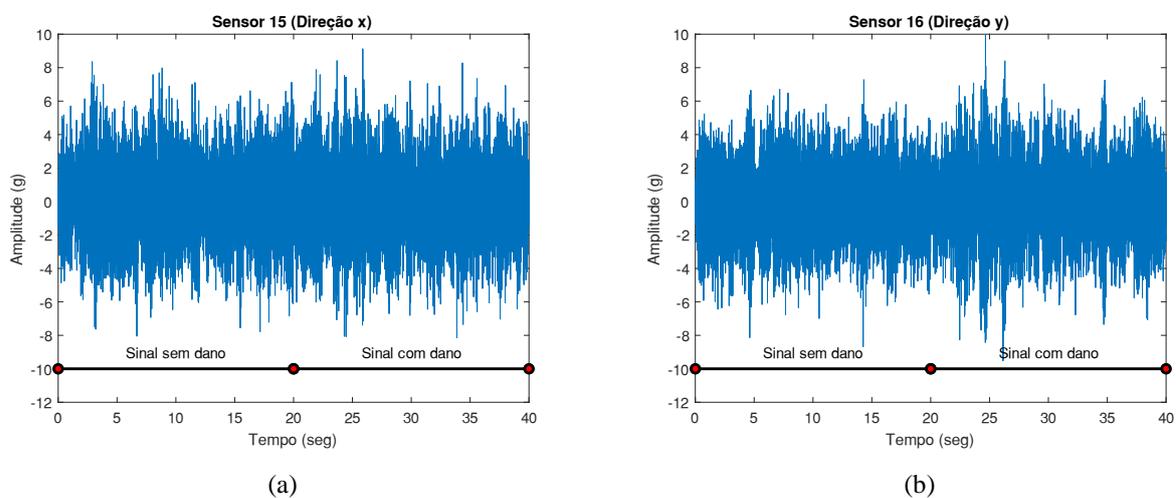


Figura 4.2.5: Sinais sintéticos em: (a) direção x e (b) direção y

A SWT foi aplicada aos sinais da Figura 4.2.5, usando a Wavelet Bump analítica como a Wavelet mãe com 42 vezes por oitava. Os valores obtidos são apresentados na Figura 4.2.6 para o sensor 15 (direção x) e na Figura 4.2.7 para o sensor 16 (direção y). Pode-se observar na Figura 4.2.6(a) a descontinuidade do valor das frequências no segundo 20, é precisamente neste ponto que ocorre a transição do sinal não danificado para o sinal danificado; portanto, a SWT pode identificar com precisão o instante do dano. A Figura 4.2.6(b) mostra as frequências identificadas para o sinal completo (40seg). Em contraste, a Figura 4.2.6(c) mostra as frequências identificadas para cada segmento do sinal (sinal sem danos e sinal com danos). O mesmo resultado foi encontrado para o sensor 16 (direção y) mostrado na Figura 4.2.7.

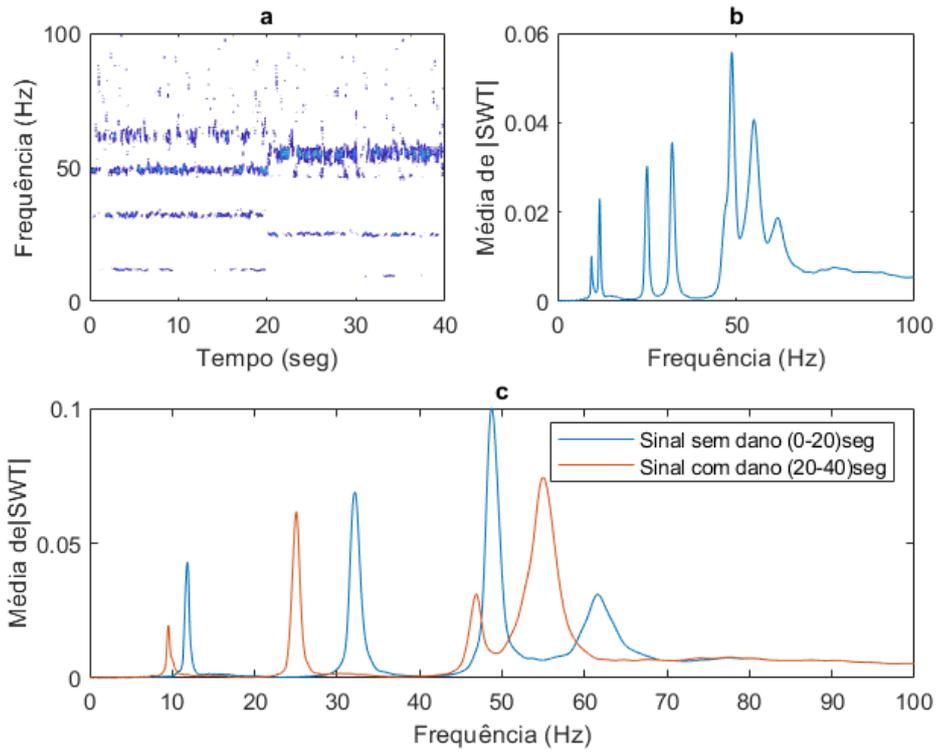


Figura 4.2.6: Frequências naturais do Benchmark usando SWT – Sensor 15 (direção x)

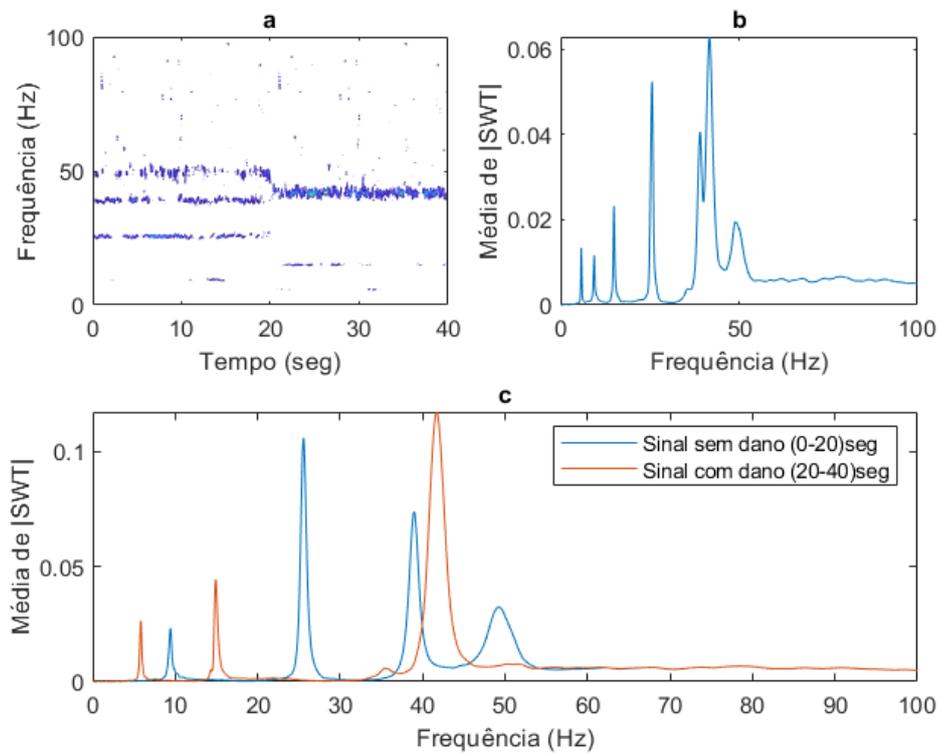


Figura 4.2.7: Frequências naturais do Benchmark usando SWT – Sensor 16 (direção y)

Da Figura 4.2.6(c) e Figura 4.2.7(c) são extraídas as frequências naturais do sinal não danificado, ou seja, o conteúdo de frequências do sinal entre 0 e 20 segundos (ver Figura 4.2.5). Os valores obtidos são mostrados na Tabela 4.2.2 junto com os do modelo de referência (Johnson *et al.*, 2004) e Sanchez, Brito e Avila (2020). Sanchez, Brito e Avila (2020) implementaram a SWT, usando a Wavelet Morlet analítica como a Wavelet mãe com 32 vezes por oitava, sendo capaz de identificar as três primeiras frequências em ambas as direções. O erro mínimo foi de 0,12% e o erro máximo foi de 3,06% em relação ao modelo de referência (Johnson *et al.*, 2004). Neste trabalho, a SWT também foi implementada, utilizando a Wavelet Bump analítica como a Wavelet mãe com 42 vezes por oitava. Todas as frequências (direção x e y) foram identificadas e um erro mínimo de 0,04% e um erro máximo de 2,46% foram obtidos em relação a Johnson *et al.* (2004). Pode-se afirmar que a Wavelet Bump analítica tem um desempenho melhor em relação aos valores obtidos utilizando a Wavelet Morlet analítica.

Tabela 4.2.2: Estrutura do Benchmark não danificada (Caso 3, 12 DOF, Massa agrupada) – Identificação de frequências naturais utilizando somente SWT

Modo	Frequências naturais (Hz) (% erro)		
	Johnson <i>et al.</i> (2004) - FEA	Sanchez, Brito e Avila (2020)	SWT
1	9,41 (y)	9,48 (0,74)	9,42 (0,11)
2	11,79 (x)	11,83 (0,34)	11,85 (0,51)
3	25,54 (y)	25,68 (0,55)	25,55 (0,04)
4	32,01 (x)	32,05 (0,12)	32,14 (0,41)
5	38,66 (y)	39,12 (1,19)	38,96 (0,78)
6	48,01 (y)	— (—)	49,19 (2,46)
7	48,44 (x)	49,92 (3,06)	48,74 (0,62)
8	60,15 (x)	— (—)	61,58 (2,38)

Depois de mostrar as capacidades da SWT para identificar frequências naturais e danos instantâneos, a metodologia proposta neste trabalho será agora validada (ver Figura 4.2.1). Os sinais apresentados na Figura 4.2.5 são primeiro decompostos em funções de modo intrínseco (IMF), como mostrado na Figura 4.2.8 para o sensor 15 (direção x) e na Figura 4.2.9 para o sensor 16 (direção y). Seis IMFs foram suficientes para extrair todas as frequências. Posteriormente, a SWT e a interpolação *spline* são aplicadas a cada uma das IMFs calculadas; os valores obtidos são mostrados na Figura 4.2.10 e Figura 4.2.11. O sinal completo foi analisado: o sinal composto por uma parte sem danos e uma parte com dano. A Figura 4.2.10 e a Figura 4.2.11 contêm o grupo de frequências antes e depois do dano. O mesmo procedimento

é aplicado para a análise do segmento de sinal sem danos e logo do segmento de sinal com dano.

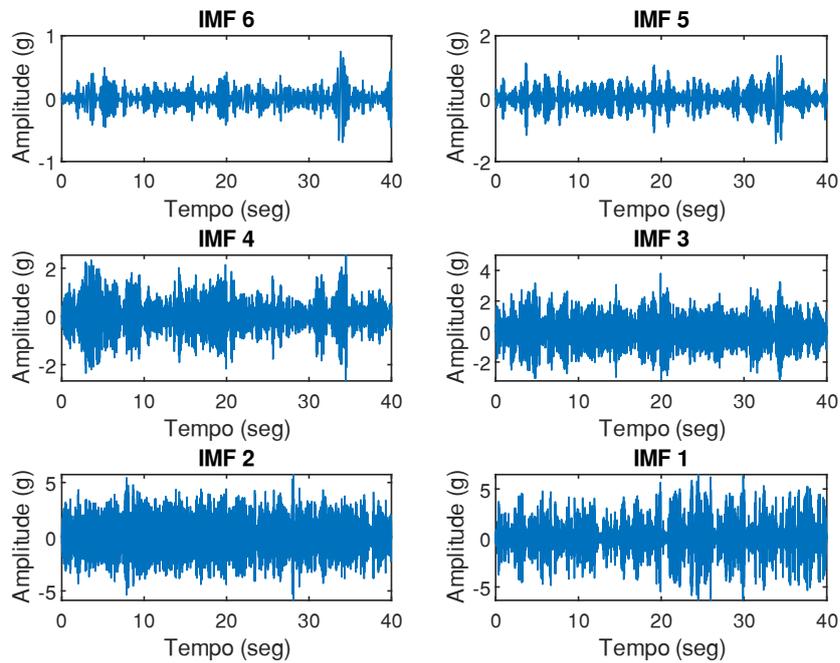


Figura 4.2.8: IMFs – sensor 15 (direção x)

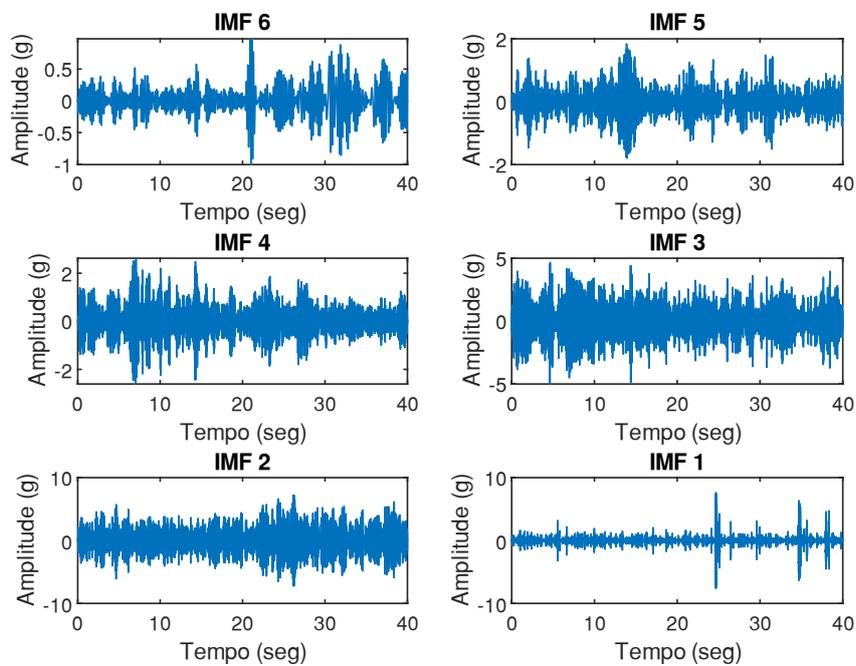


Figura 4.2.9: IMFs – sensor 16 (direção y)

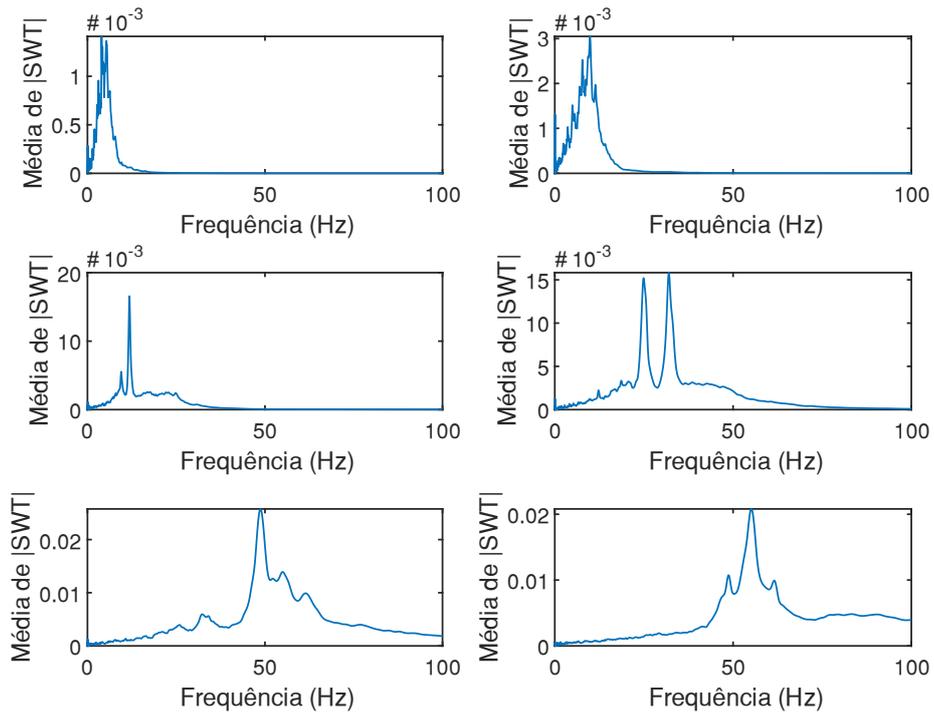


Figura 4.2.10: Identificação de frequências no sensor 15 (direção x)

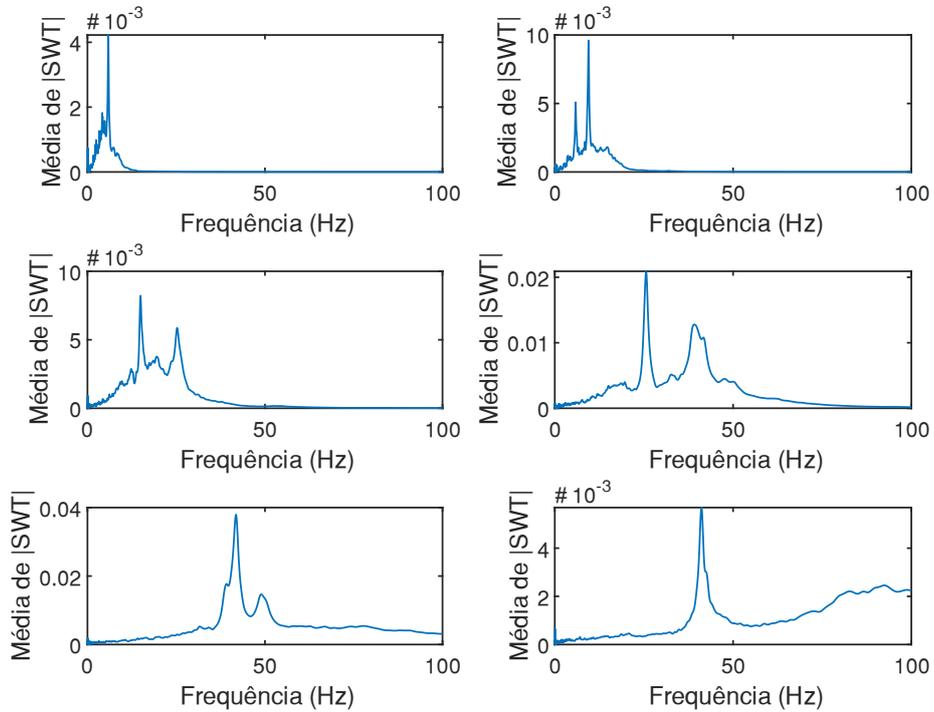


Figura 4.2.11: Identificação de frequências no sensor 16 (direção y)

A Tabela 4.2.3 mostra o conteúdo de frequência do sinal não danificado, obtido por diferentes abordagens. Primeiro, as frequências do sinal completo (t=0–40seg) foram identificadas aplicando apenas a SWT. Os resultados mostraram um erro mínimo de 0,17% e máximo de 2,54% em relação ao modelo de referência (Johnson *et al.*, 2004). Posteriormente, a metodologia proposta foi implementada e um erro mínimo de 0,09% e um máximo de 2,18% foi obtido em relação a Johnson *et al.* (2004). Em seguida, o mesmo procedimento é realizado, desta vez somente no segmento de sinal não danificado (t=0–20seg). Os valores obtidos utilizando a SWT renderam um erro mínimo de 0,04% e máximo de 2,46%, enquanto, com a metodologia proposta o valor de erro mínimo foi de 0,0% e o máximo de 2,31% em relação ao modelo de referência (Johnson *et al.*, 2004). Deste modo, verifica-se que a metodologia proposta melhora a precisão na identificação das frequências naturais ao compará-las com aquelas obtidas apenas com a SWT.

Tabela 4.2.3: Estrutura do Benchmark não danificada (Caso 3, 12 DOF, Massa agrupada) – Comparação entre SWT e a Metodologia proposta

Modo	Frequências naturais (Hz) (% erro)				
	Johnson <i>et al.</i> (2004) FEA	Sinal completo (t = 0 - 40seg)		Segmento de sinal (t = 0 - 20seg)	
		SWT	Metodologia	SWT	Metodologia
1	9,41 (y)	9,45 (0,43)	9,47 (0,64)	9,42 (0,11)	9,46 (0,53)
2	11,79 (x)	11,81 (0,17)	11,82(0,25)	11,85 (0,51)	11,79 (0,00)
3	25,54 (y)	25,61 (0,27)	25,61 (0,27)	25,55 (0,04)	25,54 (0,00)
4	32,01 (x)	32,09 (0,25)	31,98 (0,09)	32,14 (0,41)	31,93 (0,25)
5	38,66 (y)	39,08 (1,09)	39,15 (1,27)	38,96 (0,78)	38,98 (0,83)
6	48,01 (y)	49,04 (2,15)	48,92 (1,90)	49,19 (2,46)	48,41 (0,83)
7	48,44(x)	48,81 (0,76)	48,73 (0,60)	48,74 (0,62)	48,49 (0,10)
8	60,15 (x)	61,68 (2,54)	61,46 (2,18)	61,58 (2,38)	61,54 (2,31)

Da mesma forma que foram identificadas as frequências naturais do sinal sem danos, foram identificadas, também, as frequências presentes no sinal com padrão de dano (ii) (ver Tabela 4.2.4). Para o sinal completo (t = 0-40seg), as três primeiras frequências naturais foram obtidas em ambas as direções (x, y), tanto para SWT (ver Figura 4.2.6.b e Figura 4.2.7.b) quanto para a metodologia proposta (ver Figura 4.2.10 e Figura 4.2.11). Aplicando SWT, o erro mínimo foi de 0,0% e o erro máximo de 1,27%, enquanto com a metodologia proposta o erro mínimo foi de 0,04% e o erro máximo de 1,44%. No segmento de sinal com padrão de dano (ii) (t=20-

40seg) foi possível identificar todas as frequências naturais. Usando SWT, um valor de erro mínimo de 0,13% e máximo de 1,64% foi obtido em comparação com Johnson *et al.* (2004). No caso da metodologia proposta, o erro mínimo foi de 0,13% e o máximo de 3,13%. Os valores obtidos após a aplicação da metodologia proposta foram aceitáveis. Valores de frequência natural próximos aos valores de referência foram obtidos. Não foram encontrados na literatura estudos que apresentem metodologias implementadas na identificação de propriedades modais no Benchmark Fase I com padrão de dano (ii) e caso de simulação 3 (excitação no teto) para fins de comparação.

Tabela 4.2.4: Padrão de dano (ii) na estrutura Benchmark (Caso 3, 12 DOF, Massa agrupada) – Comparação entre SWT e a Metodologia proposta

Modo	Johnson <i>et al.</i> (2004) FEA	Frequências naturais (Hz) (% erro)			
		Sinal completo (t = 0 - 40sec)		Segmento de sinal (t = 20 - 40seg)	
		SWT	Metodologia	SWT	Metodologia
1	5,82 (y)	5,82 (0,00)	5,84 (0,34)	5,84 (0,34)	5,84 (0,34)
2	9,51(x)	9,51 (0,00)	9,50 (0,11)	9,55 (0,42)	9,53 (0,21)
3	14,89 (y)	14,97 (0,54)	14,95 (0,40)	14,91 (0,13)	14,91 (0,13)
4	24,91 (x)	25,08 (0,68)	24,90 (0,04)	25,06 (0,60)	25,10 (0,76)
5	36,06 (y)	— (—)	— (—)	35,47 (1,64)	34,93 (3,13)
6	41,35 (y)	41,74 (0,94)	41,14 (0,51)	41,69 (0,82)	41,22 (0,31)
7	46,79 (x)	— (—)	— (—)	46,88 (0,19)	46,22 (1,22)
8	54,34 (x)	55,03 (1,27)	55,12 (1,44)	54,99 (1,20)	54,91 (1,05)

Para validar a metodologia proposta, os valores obtidos são comparados com outros estudos que implementaram a SWT dentro de suas metodologias para identificar propriedades modais no Benchmark Fase I (ver Tabela 4.2.5). Pérez *et al.* (2015) propuseram uma metodologia composta por quatro técnicas: RDT, SWT, HT e Filtro Kalman. O erro mínimo foi de 0,03% e o erro máximo de 0,33% em relação a Johnson *et al.* (2004). Posteriormente, Pérez *et al.* (2017) propuseram uma nova metodologia com três técnicas: NExT, SWT e GA. Nesse caso, o erro mínimo foi de 0,02% e o erro máximo de 0,59%. A metodologia proposta neste trabalho utiliza (1) EMD, (2) SWT e (3) interpolação *spline*. O erro mínimo foi de 0,0% e o erro máximo de 2,31%. Apenas uma frequência excedeu 1% de erro e duas frequências atingiram exatamente o valor de referência. Pode-se concluir que a metodologia proposta é eficiente na identificação de frequências naturais.

Tabela 4.2.5: Estrutura do Benchmark sem danos (Caso 3, 12 DOF, Massa Agrupada) – Identificação de frequências naturais utilizando metodologias baseadas em SWT

Modo	Frequências naturais (Hz) (% erro)			
	Johnson <i>et al.</i> (2004) FEA	Pérez <i>et al.</i> (2015)	Pérez <i>et al.</i> (2017)	Metodologia
1	9,41 (y)	9,407 (0,03)	9,39 (0,21)	9,46 (0,53)
2	11,79 (x)	11,82 (0,20)	11,72 (0,59)	11,79 (0,00)
3	25,54 (y)	25,55 (0,03)	25,59 (0,20)	25,54 (0,00)
4	32,01 (x)	31,95 (0,20)	32,03 (0,06)	31,93 (0,25)
5	38,66 (y)	38,61 (0,13)	38,67 (0,03)	38,98 (0,83)
6	48,01 (y)	47,97 (0,08)	48,05 (0,08)	48,41 (0,83)
7	48,44 (x)	48,50 (0,10)	48,65 (0,44)	48,49 (0,10)
8	60,15 (x)	60,35 (0,33)	60,16 (0,02)	61,54 (2,31)

Considerou-se relevante comparar a metodologia proposta com outras metodologias que não utilizam a SWT na identificação das propriedades modais do Benchmark Fase I. Os estudos utilizados para comparação são mostrados na Tabela 4.2.6. Amini e Hedayati (2016) implementaram a técnica SCA, identificando apenas as frequências do sensor 16 (direção y). O erro mínimo encontrado foi de 0,08% e o erro máximo de 12,86% em relação a Johnson *et al.* (2004). Li, Xu e Zhang (2016) usaram Markov Chain Monte Carlo junto com um método baseado em probabilidade. Os autores encontraram um erro mínimo de 3,86% e um erro máximo de 23,41%. Cara *et al.* (2012) utilizaram o método de Identificação de Subespaço Estocástico (SSI) e identificaram seis das oito frequências. O erro mínimo encontrado foi de 0,04% e o erro máximo de 3,81%. Aplicando a metodologia proposta, foram obtidos valores de erro mínimo de 0,0% e máximo de 2,31%. Assim, mostra-se que a metodologia proposta é mais eficiente do que as outras três metodologias apresentadas, que não incluíram a SWT na identificação das propriedades modais, como as frequências naturais do Benchmark Fase I.

Das e Saha (2020) utilizaram a Decomposição do Domínio de Frequência (FDD) na identificação das frequências naturais para o caso de simulação 4 e padrão de dano 3 (ver Tabela 4.2.1). Por se tratar de um padrão de dano diferente daquele abordado neste trabalho, não foi possível comparar os resultados. Os autores concluíram que o FDD tem a desvantagem de exigir um total de quatro sensores, um por pavimento. Além disso, os autores relataram que era possível usar apenas um sensor quando o FDD era complementado com o EMD baseado em Wavelet.

Tabela 4.2.6: Estrutura do Benchmark sem danos (Caso 3, 12 DOF, Massa Agrupada) – Identificação de frequências naturais utilizando outros métodos SHM

Modo	Frequências naturais (Hz) (% erro)				
	Johnson <i>et al.</i> (2004) FEA	Amini e Hedayati, (2016)	Li, Xu e Zhang (2016)	Cara <i>et al.</i> (2012)	Metodologia
1	9,41 (y)	10,62 (12,86)	8,48 (9,88)	9,40 (0,11)	9,46 (0,53)
2	11,79 (x)	— (—)	9,03 (23,41)	11,78 (0,08)	11,79 (0,00)
3	25,54 (y)	25,39 (0,59)	23,07 (9,67)	— (—)	25,54 (0,00)
4	32,01 (x)	— (—)	25,45 (20,49)	— (—)	31,93 (0,25)
5	38,66 (y)	— (—)	36,32 (6,05)	37,95 (1,84)	38,98 (0,83)
6	48,01 (y)	47,97 (0,08)	41,81 (12,91)	49,84 (3,81)	48,41 (0,83)
7	48,44 (x)	— (—)	46,57 (3,86)	48,42 (0,04)	48,49 (0,10)
8	60,15 (x)	— (—)	56,09 (6,75)	59,86 (0,48)	61,54 (2,31)

4.2.4 Conclusões

Neste trabalho, foi avaliada a eficiência da Transformada Wavelet Sincronizada na identificação de frequências naturais e danos no Benchmark Fase I. Além disso, foi proposta uma metodologia que combina as propriedades da Decomposição do Modo Empírico, Transformada Wavelet Sincronizada e interpolação *spline*. Os valores obtidos foram comparados com o modelo de referência (Johnson *et al.*, 2004), e outras metodologias aplicadas para a identificação das propriedades modais no Benchmark.

A Transformada Wavelet Sincronizada mostrou-se um método robusto na identificação de dano, dada a sua propriedade de trabalhar no domínio tempo-frequência. Foi possível identificar o instante do dano, ou seja, onde ocorreram mudanças nas propriedades modais (frequências naturais) devido a danos nas propriedades físicas da estrutura, por exemplo, perda de rigidez. Sánchez, Brito e Ávila (2020) implementaram a Transformada Wavelet Sincronizada utilizando a Wavelet Morlet analítica como a Wavelet mãe e identificaram três frequências em ambas as direções (x, y). Além disso, o erro mínimo foi de 0,12% e o erro máximo de 3,06% em relação a Johnson *et al.* (2004). Neste trabalho, a Wavelet Bump analítica foi implementada como a Wavelet mãe e todas as frequências da estrutura foram identificadas. O erro mínimo foi de 0,04% e o erro máximo de 2,46%, correspondente ao sinal não danificado. Desta forma, confirma-se a eficiência da Transformada Wavelet Sincronizada como técnica de

monitoramento estrutural da saúde, e é vista a superioridade da Wavelet Bump sobre a Wavelet Morlet na identificação de propriedades modais.

A metodologia proposta foi eficaz na identificação do conteúdo das frequências do Benchmark Fase I afetado por um padrão de dano (ii) e imerso em ruído (10%). Foi encontrado um erro mínimo e máximo de 0,13% e 3,13%, respectivamente, em comparação com Johnson *et al.* (2004). Que seja do conhecimento dos autores, não foram encontrados estudos que implementassem suas metodologias no Benchmark Fase I para o padrão de dano (ii) e caso de simulação 3 (excitação no teto). Com relação ao conteúdo de frequências do sinal sem dano e com ruído, é possível comparar os resultados com os de outros autores. Pérez *et al.* (2015) encontraram um erro mínimo de 0,03% e máximo de 0,33%, enquanto Pérez *et al.* (2017) relataram um erro mínimo e máximo de 0,02% e 0,59%, respectivamente. Neste trabalho, o erro mínimo foi de 0,0% e o erro máximo foi de 2,31%. Embora os valores obtidos por outros autores sejam excelentes, nenhum deles relatou 100% de precisão na identificação das frequências naturais. Portanto, pode-se concluir que a metodologia proposta é robusta como método de monitoramento da saúde estrutural.

Outras metodologias implementadas no Benchmark foram apresentadas, mas não consideram a Transformada Wavelet Sincronizada em seus procedimentos. Esses autores identificaram as frequências contidas no sinal não danificado. Amini e Hedayati (2016) identificaram três das oito frequências contidas no sinal, com um erro mínimo de 0,08% e máximo de 12,86% em relação a Johnson *et al.* (2004). Li, Xu e Zhang (2016) identificaram todas as frequências e relataram um erro mínimo de 3,86% e um erro máximo de 23,41%. Cara *et al.* (2012) identificaram seis das oito frequências, com um erro mínimo de 0,04% e um erro máximo de 3,81%. Neste trabalho, os valores encontrados tiveram um erro mínimo e máximo de 0,0% e 2,31%, respectivamente. Portanto, pode-se dizer que a metodologia baseada na Transformada Wavelet Sincronizada foi superior na identificação das propriedades modais em relação às três metodologias apresentadas neste trabalho.

Um dos objetivos desta pesquisa foi realizar um estudo real utilizando a estrutura Benchmark submetida a vibrações ambientais. Foi construído um sinal representando duas etapas de leitura de uma estrutura, uma primeira leitura da estrutura não danificada e depois uma segunda leitura da estrutura danificada. A metodologia proposta provou ser robusta na identificação de propriedades modais de sinais não estacionários embebidos em ruído. Além disso, a metodologia proposta pode ser aplicada a qualquer sinal, pois não requer conhecimento prévio da estrutura.

Em relação à localização e quantidade de sensores usados neste trabalho, as seguintes considerações devem ser feitas: propõe-se como trabalhos futuros a realização de outras simulações usando sensores em outras posições para verificar a robustez da metodologia proposta, e variar o número de sensores para localizar danos à estrutura. É importante notar que este trabalho se concentrou em determinar se há danos na estrutura e não em determinar a localização dos danos.

4.3 METODOLOGIA PARA A DETECÇÃO DE DANO EM ESTRUTURAS CIVIS BASEADA NA TRANSFORMADA WAVELET SINCRONIZADA

Resumo

O monitoramento da saúde estrutural é uma atividade indispensável para a preservação e manutenção das estruturas. O monitoramento contínuo de uma estrutura permite a identificação precoce de danos, o que facilita a tomada de decisões oportunas. Danos a uma estrutura podem não ser facilmente detectáveis em uma inspeção visual. Portanto, métodos de detecção de dano baseados em resposta dinâmica ganharam importância. Propriedades modais, como frequências naturais, são indicadores que podem ser usados para avaliar o estado de saúde da estrutura. Ao monitorar as frequências naturais ao longo do tempo, é possível identificar o momento do dano devido à mudança de seus valores. Neste trabalho, é proposta uma metodologia baseada na Transformada Wavelet Sincronizadas (SWT), utilizando uma proposta de Wavelet mãe analítica. A metodologia consiste em três etapas: Suavização Gaussiana, SWT e interpolação *spline*. A precisão na identificação das frequências naturais e o número de sensores utilizados são definidos como parâmetros para avaliar a eficiência da metodologia proposta. O escopo deste trabalho está focado em identificar a presença de dano na estrutura, mas não em sua localização. Duas estruturas de referência foram avaliadas. A primeira estrutura corresponde a um modelo de laboratório criado pelo grupo IASC-ASCE, conhecido como Benchmark Fase I, e a segunda à Ponte Tianjin Yonghe em escala real, supervisionada pelo Instituto de Tecnologia Harbin. Os resultados mostraram que a metodologia proposta é robusta na identificação cega de todas as frequências naturais das duas estruturas analisadas, usando dados obtidos de um único sensor.

Palavras-chave: Monitoramento da saúde estrutural; identificação de propriedades modais; detecção de dano; Transformada Wavelet Sincronizada; Estruturas de referência.

4.3.1 Introdução

Danos às estruturas podem ser causados pelo uso, excitação externa, meio ambiente, entre outros. No entanto, a progressão dos danos e o possível colapso da estrutura pode ser evitado. A detecção precoce de dano tem sido uma tarefa difícil no monitoramento da saúde estrutural. Em resposta a isso, foi proposta uma ampla variedade de métodos para identificação de danos. Rytter (1993) propôs classificar a detecção de danos em quatro níveis: (1) Determinação da presença de danos, (2) Determinação da localização geométrica, (3) Quantificação da gravidade e (4) Predição da vida útil.

Alguns métodos têm sido utilizados para determinar a existência de danos na estrutura. Diversas metodologias têm sido aplicadas para detectar danos no Benchmark Fase I proposto pelo grupo IASC-ASCE. Yang *et al.* (2021) aplicaram um método baseado em unidade recorrente bidirecional e Rede Neural Convolutiva, utilizando sinais de vibração de aceleração. Da mesma forma, Wang, Zhang e Shahzad (2021) combinaram dois métodos, Rede Neural Profunda e Transformada Hilbert-Huang para identificar danos estruturais usando dados de séries temporais. He *et al.* (2022) propuseram uma metodologia baseada em redes convolucionais multiescala e redes de estado de eco para detecção de dano por extração de características no domínio tempo-frequência.

Métodos focados em determinar a localização geométrica do dano foram testados na ponte Tianjin Yonghe (Li *et al.*, 2014). Uma metodologia para encontrar a localização do dano usando sinais de vibração brutos foi proposta por Alves e Cury (2021). Os danos foram determinados por meio de índices. A localização do dano é possível saber através do sensor que possui o maior número de características atípicas. Rastin, Ghodrati e Darvishan (2021) implementaram um algoritmo de duas etapas. Na primeira etapa, a presença do dano é detectada através de uma Rede Generativa Adversarial Convolutiva (GAN), enquanto na segunda etapa, o dano é localizado através de uma GAN condicional. Kaloop e Hu (2015) apresentaram quatro métodos de detecção e localização de dano utilizando séries temporais. Os autores implementaram espectros de resposta no domínio da frequência, momento estatístico, espectro de potência e identificação modal no domínio do tempo.

Metodologias focadas em quantificar a gravidade dos danos têm chamado a atenção nos últimos anos. Conhecer a gravidade do dano facilita a tomada de decisões e o uso eficaz dos recursos. Chaudhary, Anjneya e Roy (2021) apresentaram um estudo para quantificar a gravidade do dano através da mudança da forma modal. No domínio da frequência, os autores

derivaram as expressões de forma modal usando o conceito do método de elemento espectral. Aplicando algoritmos genéticos, Behtani *et al.* (2017) mediram mudanças nas características dinâmicas de uma estrutura e, conseqüentemente, estimaram a gravidade do dano. Usando o método da força residual, a função objetivo foi definida. Liu e Mao (2017) propuseram um método não probabilístico de quantificação da incerteza. Foi possível quantificar os danos utilizando um intervalo entre a inspeção e as condições originais.

A previsão da vida útil remanescente da estrutura ganhou importância no campo do monitoramento da saúde estrutural. Algumas das vantagens de determinar a vida útil restante são evitar que o colapso de uma estrutura comprometa a perda de vidas e a gestão eficiente da manutenção. Kuncham *et al.* (2022) propuseram um método de duas etapas usando o modelo de Paris atualizado para prever a vida útil restante de uma estrutura. Na primeira etapa foram estimados os parâmetros desconhecidos do modelo e na segunda etapa foi feita a previsão de falhas. Tochaei *et al.* (2021) aplicaram métodos probabilísticos e determinísticos para prever a vida útil remanescente da Ponte de Manhattan em Nova Iorque. O estudo concluiu que a vida útil restante para detalhes típicos de conexões soldadas seria de 369 anos utilizando métodos determinísticos e 120 anos aplicando métodos probabilísticos. A partir dos dados de monitoramento de saúde estrutural, Soliman, Frangopol e Kown (2013) avaliaram a fadiga de pontes de aço e determinaram a vida útil restante. Os autores utilizaram uma abordagem probabilística bilinear S-N.

Estudos recentes (Babajanian, Ghodrati e Darvishan, 2020; Pérez *et al.*, 2015; Sánchez, Brito e Ávila, 2020) mostraram que a Transformada Wavelet Sincronizadas (SWT), um método utilizado em áreas como geociência (Thakur *et al.*, 2013), comunicação (Hu, Liu e Yu, 2021) ou medicina (Sharma e Sharma, 2016), pode ser aplicada à identificação de frequências naturais e detecção de danos em uma estrutura civil. Neste trabalho, é proposta uma metodologia baseada na SWT, que pode ser classificada no nível 1 de acordo com Rytter (1993). A SWT é um método que segue a filosofia da Decomposição do Modo Empírico e combina um método de realocação com a análise Wavelet (Daubechies, Lu e Wu, 2011). Permite obter uma representação tempo-frequência mais precisa de sinais não estacionários. Maior precisão na identificação de frequências naturais pode ser obtida combinando a SWT com Suavização Gaussiana e a interpolação *spline*. A Suavização Gaussiana tem sido amplamente utilizada na redução de ruído de sinal (Klyuzhin *et al.*, 2020; Tang e Zhou, 2022; Wei *et al.*, 2021), enquanto a interpolação *spline* na suavização de curvas (Huang *et al.*, 2018; Shrivastava e Singh, 2018; Tahmouresi *et al.*, 2019).

A estrutura deste trabalho tem a seguinte linha de desenvolvimento. A metodologia proposta é apresentada no item 4.3.2. Um estudo comparativo entre as Wavelets analíticas existentes e a Wavelet proposta é realizado no item 4.3.3. As aplicações da metodologia proposta são apresentadas no item 4.3.4. Finalmente, o item 4.3.5 contém as principais conclusões obtidas neste trabalho.

4.3.2 Metodologia

Uma metodologia para identificar propriedades modais e detectar danos estruturais é proposta. Esta metodologia funciona como um alerta precoce sobre o estado de saúde da estrutura, indicando a presença de danos, mas não sua localização. Foi totalmente desenvolvida no ambiente de programação MATLAB e pode ser aplicada a qualquer tipo de estrutura civil, desde que haja dados de aceleração estrutural.

A metodologia proposta consiste em três etapas: (1) Suavização Gaussiana, (2) Transformada Wavelet Sincronizada e (3) interpolação *spline* (ver Figura 4.3.1). Na primeira etapa, o ruído do sinal é reduzido por meio de um tratamento de Suavização Gaussiana, na segunda etapa, são calculadas as frequências naturais da estrutura e na terceira etapa o gráfico de frequência é suavizado por meio de interpolação *spline*.

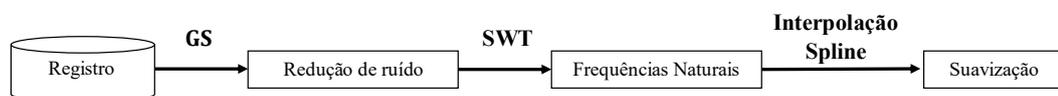


Figura 4.3.1: Fluxograma de metodologia (SG-SWT-spline)

4.3.2.1 Suavização Gaussiana (GS)

Durante o processo de aquisição do sinal, é provável que ocorram distúrbios de ruído, com menos interferência quando a fonte de excitação é artificial e mais se for ambiental. A execução do pré-processamento de dados removerá componentes indesejados do sinal e aumentará a precisão na identificação de propriedades modais (Pérez *et al.*, 2016).

Neste trabalho é proposta a Suavização Gaussiana como método para reduzir o ruído do sinal, ver equação (4.3.1). Um algoritmo desenvolvido por Cohen (2019) é aplicado. Além disso, o Critério de Informação Bayesiano (BIC) é incorporado para determinar o melhor valor

da largura total na metade do máximo (FWHM, sigla em inglês) de uma curva gaussiana, ver equação (4.3.3).

$$y_t = \sum_{i=t-m}^{t+m} x_i g_i \quad (4.3.1)$$

Onde y_t é o sinal filtrado, x_i é o sinal original e g_i é a função gaussiana, ver equação (4.3.2)

$$g = e^{-\frac{4\ln(2)t^2}{\omega^2}} \quad (4.3.2)$$

Da equação (4.3.2) t é a amplitude da curva gaussiana e ω é o FWHM.

O BIC é usado para determinar o melhor valor de FWHM.

$$BIC = n \ln(\varepsilon) + k \ln(n) \quad (4.3.3)$$

Onde n são os pontos de dados, ε é a variância do erro e k é o número de parâmetros estimados. Da equação (4.3.4) \hat{y}_i são os dados previstos e y_i são os dados.

$$\varepsilon = n^{-1} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (4.3.4)$$

4.3.2.2 Transformada Wavelet Sincronizada (SWT)

A Transformada Wavelet Sincronizada pode decompor um sinal com características não estacionárias e não lineares em um conjunto de funções modais intrínsecas (Xue *et al.*, 2018). A SWT é um método de realocação que permite uma melhor resolução na identificação de propriedades modais no domínio tempo-frequência. De acordo com Daubechies, Lu e Wu, (2011), a SWT surge da combinação de uma análise Wavelet com um método de remapeamento.

O procedimento de cálculo segue a seguinte sequência de passos: primeiro, os coeficientes da Transformada Wavelet Contínua (CWT) do sinal são calculados usando a seguinte equação.

$$W_x(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (4.3.5)$$

Onde ‘a’ é o fator de escala, ‘b’ é o fator de deslocamento temporal e ψ^* corresponde ao complexo conjugado da Wavelet mãe.

No segundo passo, as frequências instantâneas são calculadas usando a equação (4.3.6).

$$\omega_x(a,b) = \begin{cases} \frac{-j}{W_x(a,b)} \frac{\partial [W_x(a,b)]}{\partial b} & |W_x(a,b)| > 0 \\ \infty & |W_x(a,b)| = 0 \end{cases} \quad (4.3.6)$$

Finalmente, o procedimento de realocação dos coeficientes CWT para o domínio tempo-frequência é realizado utilizando a relação de mapa $(a,b) \rightarrow (\omega_x(a,b), b)$. A transformação Wavelet sincronizada é calculada apenas no centro, ω_c , na faixa de frequência $[\omega_c - \Delta\omega/2, \omega_c + \Delta\omega/2]$, da seguinte forma:

$$T_x(\omega_c, b) = \Delta\omega^{-1} \sum_{a_k: \omega_x(a,b) \in [\omega_c - \Delta\omega/2, \omega_c + \Delta\omega/2]} W_x(a_k, b) a_k^{-3/2} (\Delta a)_k \quad (4.3.7)$$

Onde $\Delta a = a_k - a_{k-1}$ e $\Delta\omega = \omega_c - \omega_{c-1}$.

4.3.3 Estudo comparativo de wavelets analíticas

A função que executa a SWT no MATLAB R2022a aceita como parâmetro de entrada dois tipos de Wavelet mãe analítica, Morlet e Bump (Misiti *et al.*, 2022). Essas Wavelet mãe no domínio de Fourier são definidas da seguinte forma:

Wavelet Morlet:

$$\hat{\Psi}_{Morlet}(s\omega) = \pi^{-1/4} e^{-(s\omega - \omega_0)^2/2} U(s\omega) \quad (4.3.8)$$

Wavelet Bump:

$$\hat{\psi}_{bump}(s\omega) = e^{\left(\frac{1}{1-(s\omega-\mu)^2/\sigma^2}\right)} \mathbf{1}_{[(\mu-\sigma)/s, (\mu+\sigma)/s]} \quad (4.3.9)$$

Informações mais detalhadas sobre essas Wavelets podem ser encontradas no Wavelet Toolbox (Misiti *et al.*, 2022).

A Wavelet de Morlet é formada pelo produto de uma envoltória gaussiana por uma onda cosseno (Morlet, 1983). Da mesma forma, neste trabalho é proposta uma Wavelet analítica construída a partir do produto entre as Wavelets de Morlet e Bump, à qual foi atribuído o nome de Wavelet proposta e cuja expressão matemática é apresentada a seguir:

Wavelet proposta:

$$\hat{\Psi}_{Proposta}(s\omega) = \pi^{-1/4} e^{\left(\frac{\sigma^2}{(s\omega-\mu)^2+\sigma^2} - \frac{(s\omega-\omega_0)^2}{2}\right)} \cdot U(s\omega) \cdot \mathbf{1}_{[(\mu-\sigma)/s, (\mu+\sigma)/s]} \quad (4.3.10)$$

Os intervalos e valores padrão de todas as variáveis foram preservados para cada uma das Wavelets mãe. Segundo Torrence e Compo (1998) $U(\omega)$ é a função de passo *Heaviside* ($U(\omega)=1$ se $\omega > 0$, $U(\omega)=0$ caso contrário) e $\mathbf{1}_{[(\mu-\sigma)/s, (\mu+\sigma)/s]}$ é a função indicadora para o intervalo $(\mu-\sigma)/s \leq \omega \leq (\mu+\sigma)/s$ (Misiti *et al.*, 2022). Os valores válidos para μ são $3 \leq \mu \leq 6$, o valor padrão de μ é 5. Os valores válidos para σ são $0,1 \leq \sigma \leq 1,2$, o valor padrão de σ é 0,6. Nenhum intervalo é definido para ω_0 , o valor padrão de ω_0 é 6.

4.3.3.1 Estudo comparativo

Para comparar a robustez das três Wavelets mãe na identificação das frequências naturais, é utilizado o sinal mostrado na Figura 4.3.2. Este sinal foi obtido da ponte Tianjun Yonghe com uma frequência de amostragem de 100 Hz em 17 de janeiro de 2008, entre 11:20h e 11:25h, utilizando um único sensor (sensor 2) (ver Figura 4.3.12). Informações mais detalhadas sobre o sinal e a ponte são apresentadas no item 4.3.4.

A Figura 4.3.2 mostra o sinal original e filtrado após a aplicação da Suavização Gaussiana. A SWT é aplicada ao sinal filtrado, usando cada uma das Wavelets mãe de forma independente.

Em seguida, calcula-se a média dos coeficientes obtidos e suaviza-se o gráfico de frequência por meio de interpolação *spline*. Os resultados são mostrados na Figura 4.3.3 e na Tabela 4.3.1.

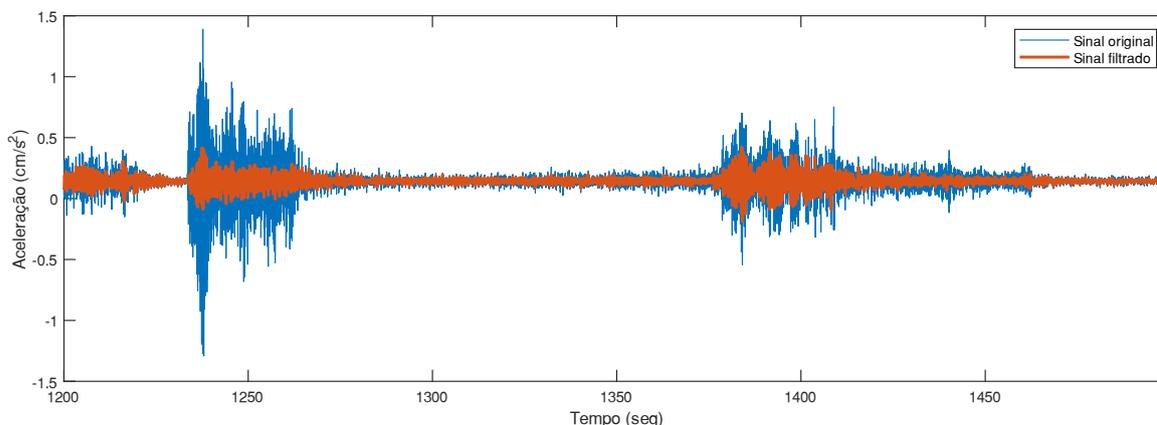


Figura 4.3.2: Histórico de tempo de aceleração – Ponte Tianjun Yonghe (Li *et al.*, 2014)

Foram consideradas 42 vezes por oitava para todas as wavelets mãe. Utilizando a Wavelet de Morlet dentro da metodologia, foi possível identificar três das sete frequências naturais registradas por Li *et al.* (2014) (ver Figura 4.3.3.a). A Wavelet Bump conseguiu identificar cinco frequências naturais (ver Figura 4.3.3.b) e a Wavelet proposta identificou todas as frequências naturais (ver Figura 4.3.3.c). Portanto, neste trabalho a Wavelet proposta será utilizada dentro da metodologia.

A partir da Tabela 4.3.1 pode-se observar que a Wavelet proposta é robusta na identificação de frequências naturais. O erro máximo encontrado foi de -5,619% em relação aos valores de referência relatados por Li *et al.* (2014).

Tabela 4.3.1: Identificação de frequências naturais usando diferentes Wavelets mãe

Modo vertical	Frequências naturais (Hz) (% erro)			
	Computado (Li <i>et al.</i> , 2014)	Morlet	Bump	Proposta
1	0,415	0,411 (-0, 964)	0,411 (-0, 964)	0,411 (-0,964)
2	0,586	0,575 (-1, 877)	0,596 (+1, 706)	0,596 (+1,706)
3	0,903	– (-)	0,902 (-0, 111)	0,901 (-0,221)
4	1,032	– (-)	– (-)	1,061 (+2,810)
5	1,105	1,078 (-2, 443)	1,090 (-1,357)	1,100 (-0,452)
6	1,263	– (-)	1,267 (+0, 317)	1,268 (+0,396)
7	1,477	– (-)	– (-)	1,394 (-5,619)

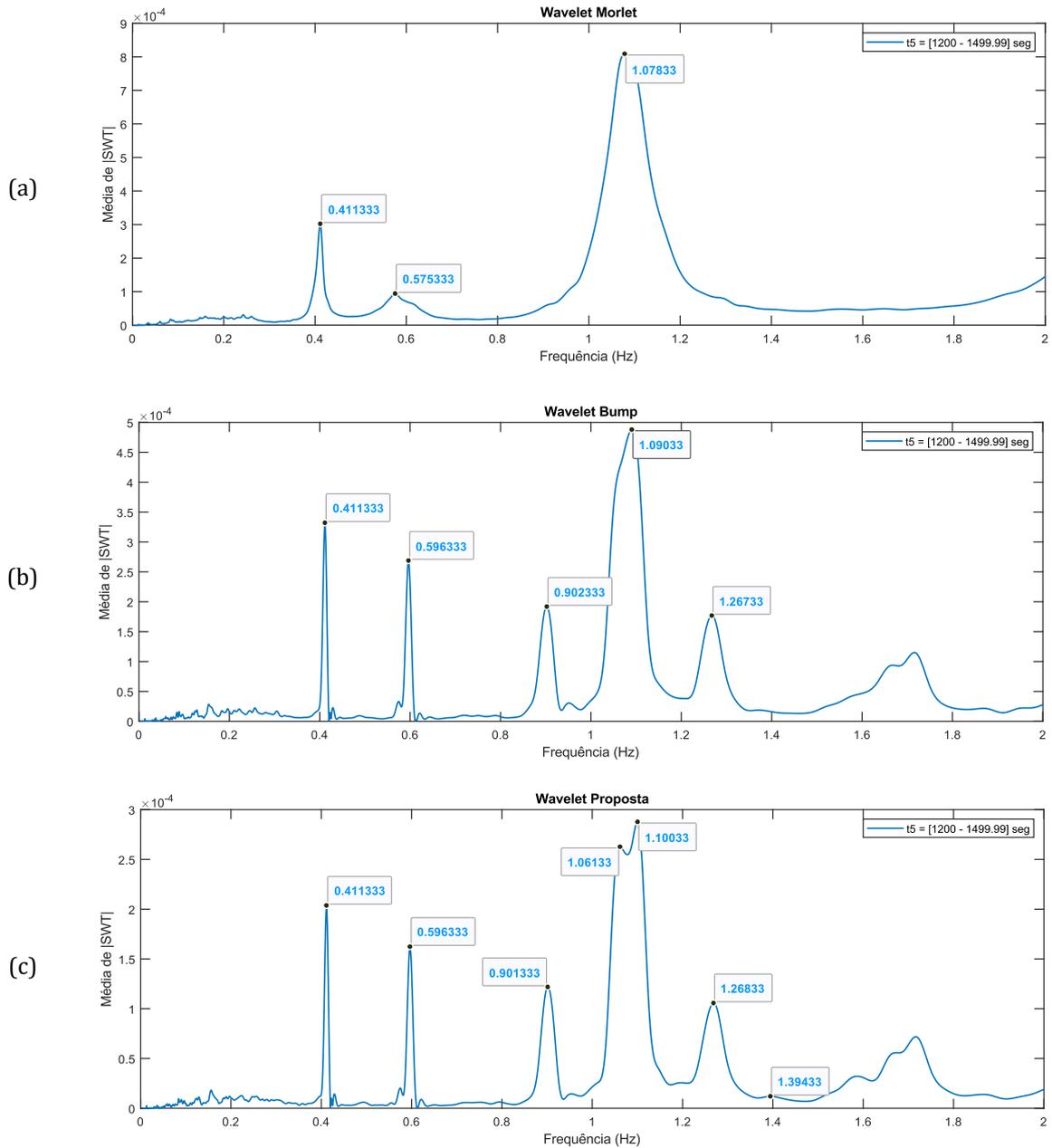


Figura 4.3.3: Identificação de frequências naturais usando: (a) Wavelet Morlet, (b) Wavelet Bump e (c) Wavelet Proposta

4.3.4 Estudos de caso e resultados

Para validar a robustez da metodologia proposta, foram identificadas as frequências naturais de duas estruturas. A primeira estrutura é um modelo de laboratório em escala reduzida conhecido como Benchmark Fase I e a segunda estrutura é uma ponte em escala real chamada Tianjin Yonghe. A metodologia proposta foi desenvolvida inteiramente em MATLAB R2022a

e pode ser aplicada a qualquer estrutura civil. Requer como dado de entrada um registro de aceleração estrutural.

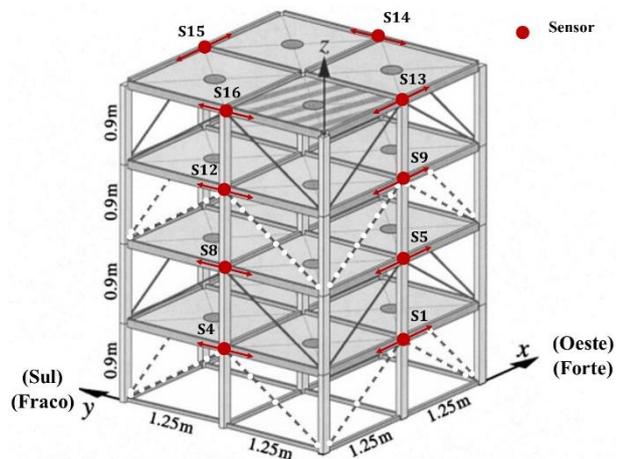
4.3.4.1 Benchmark Fase I

O grupo de trabalho de monitoramento de saúde estrutural da IASC - ASCE propôs o Benchmark Fase I para facilitar a comparação entre os métodos de monitoramento de saúde estrutural. O Benchmark é uma estrutura de aço, construída em escala de 1:4 na Universidade de British Columbia (UBC). A imagem real da estrutura e suas dimensões são mostradas na Figura 4.3.4. Dezesesseis sensores foram instalados, quatro por pavimento (ver Figura 4.3.4.b).

O Benchmark considera seis casos de simulação e seis padrões de danos. Os casos de simulação tratam do tipo de excitação da estrutura, simetria e número de sensores. Neste trabalho, foram escolhidos o caso de simulação três (excitação no teto) e o padrão de dano dois (perda de rigidez no primeiro e terceiro pavimento) (ver Figura 4.3.4.b). Os sinais analisados são adquiridos dos sensores 15 (direção x) e 16 (direção y). Esses pontos de leitura, assim como o tipo de sinal, foram escolhidos para comparação com outros autores que utilizaram os mesmos dados. Mais informações sobre o Benchmark podem ser encontradas em Johnson *et al.* (2004).



(a) Estrutura real



(b) Padrão de dano ii: ausência de rigidez nos contraventamentos do primeiro e terceiro pavimento

Figura 4.3.4: Benchmark Fase I – Adaptado de Johnson *et al.* (2004)

Dois sinais foram obtidos do Benchmark utilizando o modelo analítico desenvolvido pelo IASC - ASCE conhecido como Datagen. Os sinais mostrados na Figura 4.3.5 foram construídos juntando um sinal não danificado com duração de 30 segundos com um sinal danificado com duração de 30 segundos. A frequência da amostragem foi de 1000 Hz, razão de amortecimento

modal de 1% e contaminação por ruído branco de 10%. Subsequentemente, cada sinal foi filtrado usando Suavização Gaussiana (ver Figura 4.3.6).

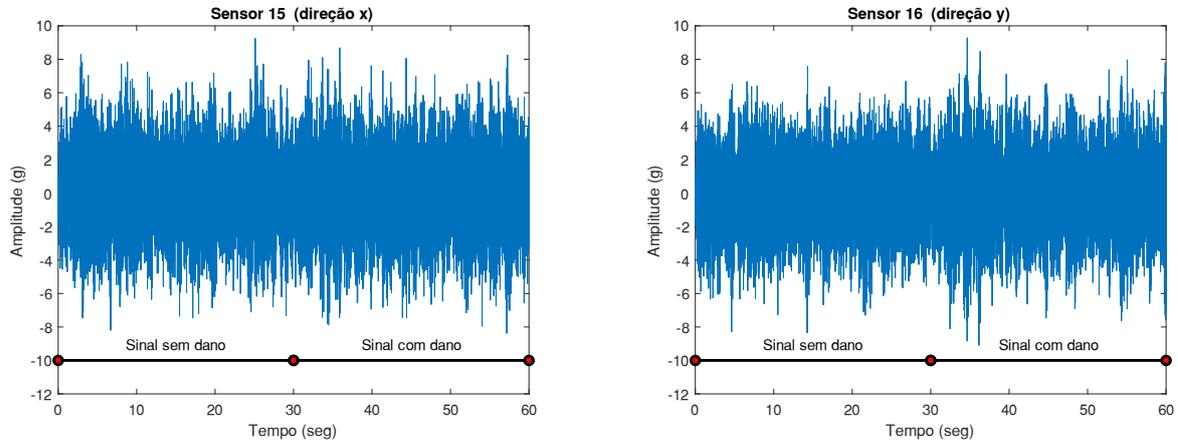


Figura 4.3.5: Registro do sensor 15 (direção x) e sensor 16 (direção y)

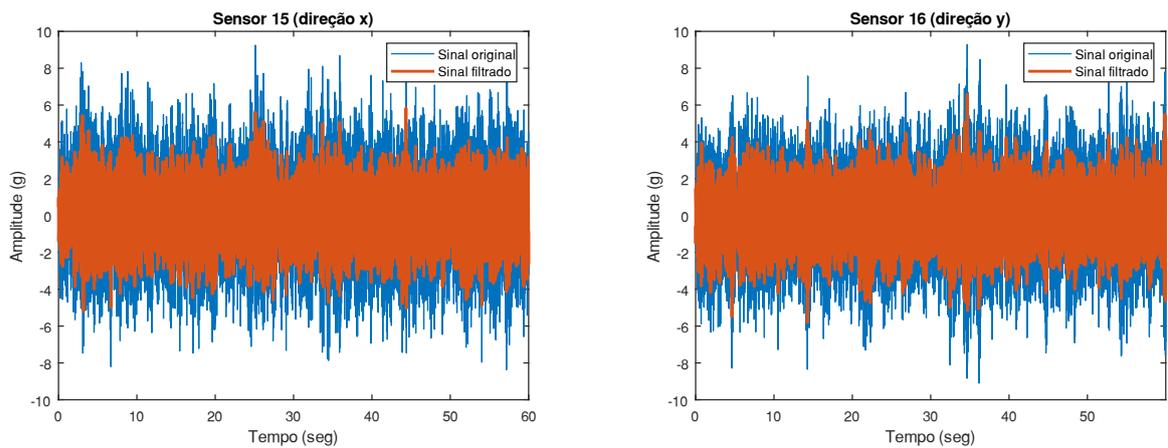


Figura 4.3.6: Registro filtrado do sensor 15 (direção x) e sensor 16 (direção y)

Cada sinal filtrado apresentado na Figura 4.3.6 foi dividido em três partes, cada uma com duração de 20 segundos. As frequências identificadas em cada uma das partes são apresentadas na Figura 4.3.7 para o sensor 15 (direção x) e na Figura 4.3.8 para o sensor 16 (direção y). Os valores de frequência obtidos em cada uma das partes são comparados com os relatados por outros autores na Tabela 4.3.2, Tabela 4.3.3 e Tabela 4.3.4, respectivamente.

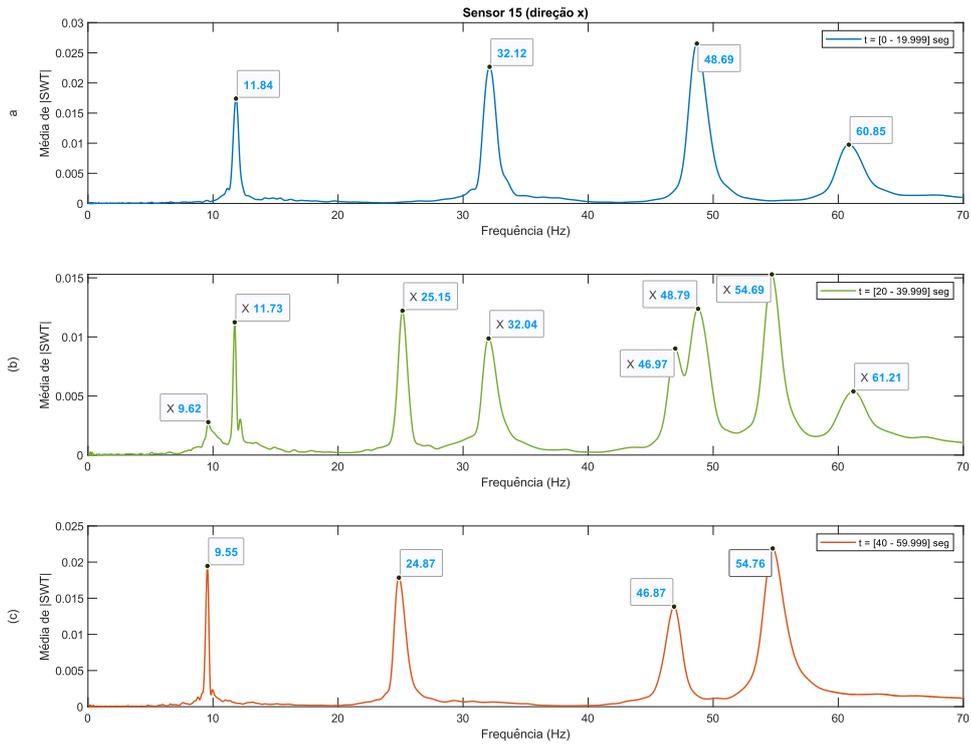


Figura 4.3.7: Frequências naturais – Sensor 15 (direção x)

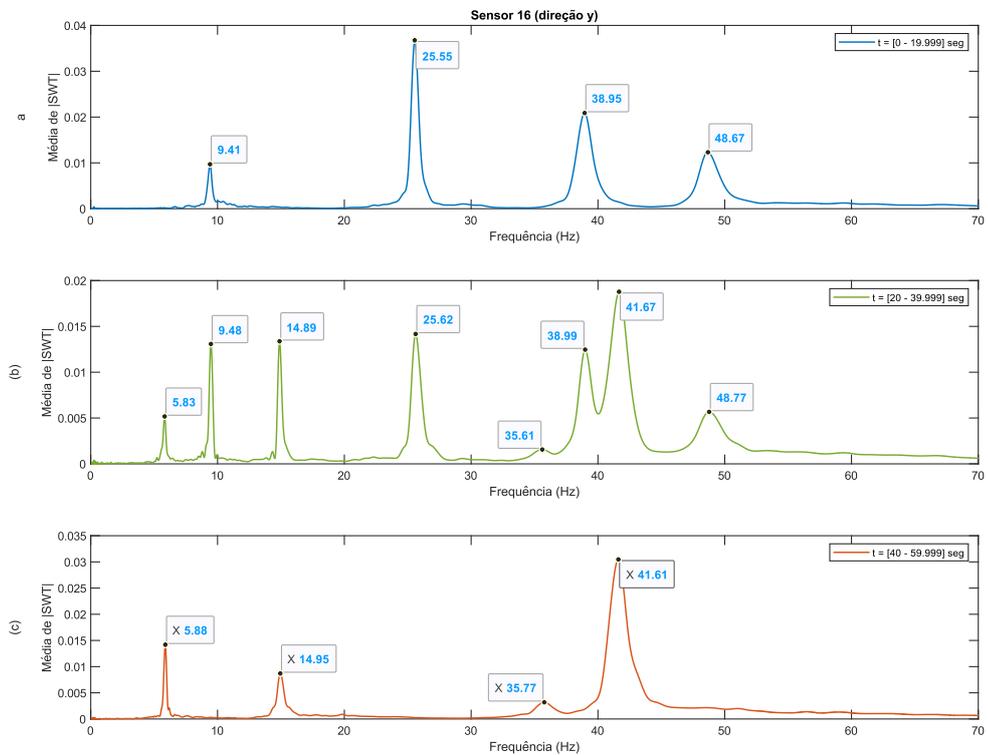


Figura 4.3.8: Frequências naturais – Sensor 16 (direção y)

A Figura 4.3.9 e a Figura 4.3.10 mostram o comportamento das frequências no domínio tempo-frequência para os sensores 15 e 16, respectivamente. Entre 20 e 40 segundos, há uma redução no valor das frequências, que coincide com a transição entre o sinal não danificado e o sinal danificado (ver Figura 4.3.5). Assim, a metodologia proposta permite identificar o instante em que ocorre o dano.

A Tabela 4.3.2 mostra as frequências identificadas no sinal apresentado na Figura 4.3.5. Na faixa de 0 a 20 segundos, ou seja, as frequências contidas no sinal não danificado. A metodologia proposta obteve valores muito próximos dos valores de referência (Johnson *et al.*, 2004). O erro máximo na identificação das frequências naturais foi de +1,37%. Comparados com os valores relatados pelos autores Li, Xu e Zhang (2016) e Cara *et al.* (2012), observa-se que a metodologia proposta teve um melhor desempenho. Cara *et al.* (2012) identificaram três frequências naturais em cada direção (direção x, y) implementando o método Identificação Estocástica Subespacial (SSI). Por outro lado, a metodologia implementada por Pérez *et al.* (2015) foi mais precisa na identificação das frequências naturais. Os autores combinaram a Técnica de Decremento Aleatório (RDT), SWT, Transformada de Hilbert (HT) e Filtro de Kalman (KF).

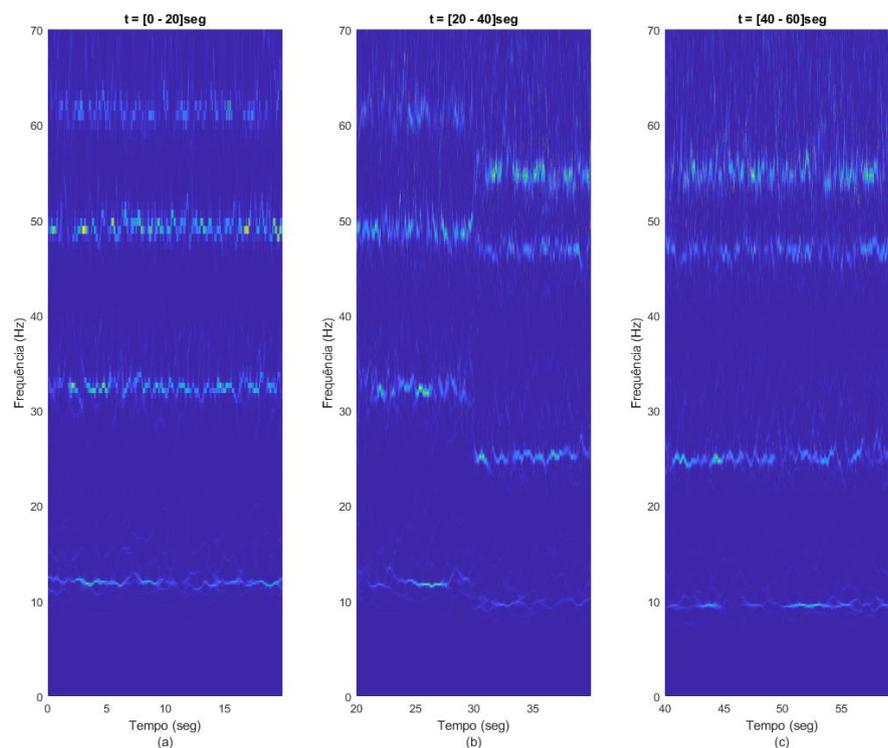


Figura 4.3.9: Domínio de tempo-frequência – Sensor 15 (direção x)

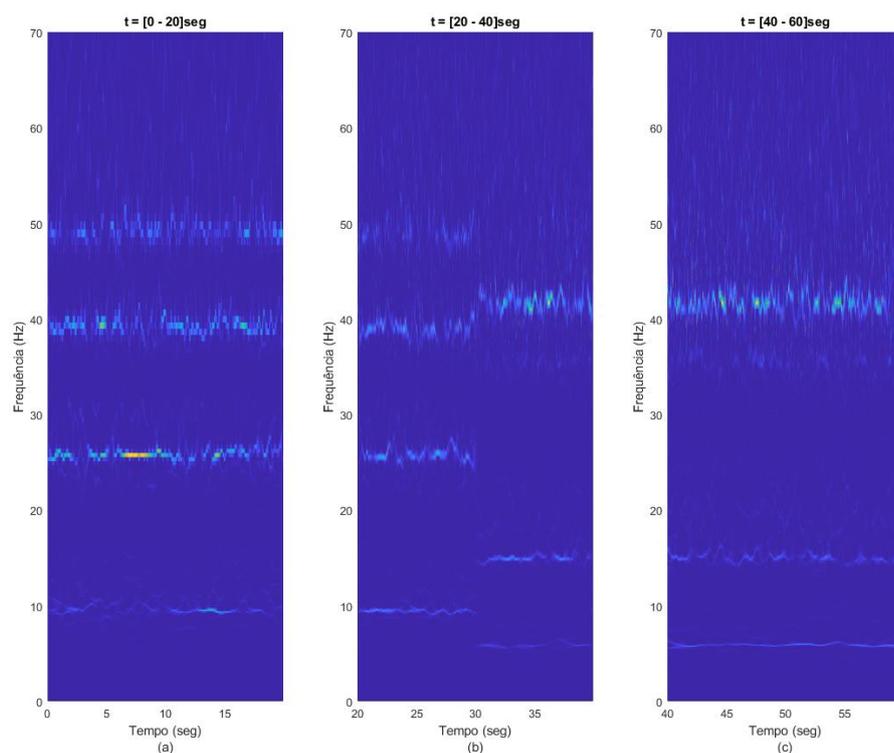


Figura 4.3.10: Domínio de tempo-frequência – Sensor 16 (direção y)

Tabela 4.3.2: Comparação de frequências naturais no Benchmark Fase I – Estado não danificado (t = [0 - 20] seg)

Modo	Frequências naturais (Hz) (% erro)				
	Johnson <i>et al.</i> , (2004) FEM	Pérez <i>et al.</i> (2015)	Li, Xu e Zhang (2016)	Cara <i>et al.</i> , (2012)	Este trabalho
1	9,41 (y)	9,407 (-0,03)	8,48 (-9,88)	9,40 (-0,11)	9,41 (+0, 00)
2	11,79 (x)	11,82 (+0,25)	9,03 (-23,41)	11,78 (-0,08)	11,84 (+0, 42)
3	25,54 (y)	25,55 (+0,04)	23,07 (-9,67)	— (—)	25,55 (+0,04)
4	32,01 (x)	31,95 (-0, 19)	25,45 (-20,49)	— (—)	32, 12 (+0, 34)
5	38,66 (y)	38,61 (-0,13)	36,32 (-6,05)	37,95 (-1,84)	38,95 (+0, 75)
6	48,01 (y)	47,97 (-0,08)	41,81 (-12,91)	49,84 (+3,81)	48,67 (+1,37)
7	48,44 (x)	48,50 (+0,12)	46,57 (-3,86)	48,42 (-0,04)	48,6 9 (+0, 52)
8	60,15 (x)	60,35 (+0,33)	56,09 (-6,75)	59,86 (-0,48)	60, 85 (+1,16)

Entre 20 e 40 segundos ocorre a transição do sinal não danificado para o sinal danificado (ver Figura 4.3.5). A metodologia proposta foi capaz de identificar todas as frequências para ambas as seções do sinal não danificado e danificado (ver Figura 4.3.7.b e Figura 4.3.8.b). As frequências naturais identificadas são apresentadas na Tabela 4.3.3. Um erro máximo na

identificação das frequências naturais da seção de sinais não danificados foi encontrado em +1,76, enquanto Sánchez, Ávila e Brito (2022) relataram um erro máximo de +2,18. Para a seção do sinal danificado, as frequências apresentaram erro máximo de -1,25%, em comparação com o modelo de referência (Johnson *et al.*, 2004). Sánchez, Ávila e Brito (2022) identificaram seis das oito frequências, reportando um erro máximo de +1,44 na identificação do conteúdo da frequência no sinal danificado. A metodologia proposta se mostrou robusta na identificação das frequências naturais, pois mesmo que as frequências estando próximas entre si, não houve diferença significativa ao comparar as frequências naturais do sinal não danificado na Tabela 4.3.3 com os valores apresentado na Tabela 4.3.2. O mesmo foi evidente para as frequências contidas no sinal de dano apresentado na Tabela 4.3.3 em comparação com os valores mostrados na Tabela 4.3.4.

**Tabela 4.3.3: Comparação de frequências naturais no Benchmark Fase I
(t = [20 - 40] seg)**

Modo	Frequências naturais (Hz) (% erro)					
	Sem dano			Com dano		
	Johnson <i>et al.</i> , (2004) FEM	Sánchez, Ávila e Brito (2022)	Este trabalho	Johnson <i>et al.</i> , (2004) FEM	Sánchez, Ávila e Brito (2022)	Este trabalho
1	9.41 (y)	9.47 (+0.64)	9.48 (+0.74)	5.82 (y)	5.84 (+0.34)	5.83 (+0.17)
2	11.79 (x)	11.82 (+0.25)	11.73 (-0.51)	9.51 (x)	9.50 (-0.11)	9.62 (+1.16)
3	25.54 (y)	25.61 (+0.27)	25.62 (+0.31)	14.98 (y)	14.95 (+0.40)	14.89 (+0.00)
4	32.01 (x)	31.98 (-0.09)	32.04 (+0.09)	24.91 (x)	24.90 (-0.04)	25.15 (+0.96)
5	38.66 (y)	39.15 (+1.27)	38.99 (+0.85)	36.06 (y)	— (—)	35.61 (-1.25)
6	48.01 (y)	48.92 (+1.90)	48.77 (+1.58)	41.35 (y)	41.14 (-0.51)	41.67 (+0.77)
7	48.44 (x)	48.73 (+0.60)	48.79 (+0.72)	46.79 (x)	— (—)	46.97 (+0.38)
8	60.15 (x)	61.46 (+2.18)	61.21 (+1.76)	54.34 (x)	55.12 (+1.44)	54.69 (+0.64)

A Tabela 4.3.4 mostra as frequências naturais para a seção de 40 a 60 segundos (ver Figura 4.3.5). Esta seção do sinal corresponde ao sinal com dano. Caicedo, Dyke e Johnson (2004)

utilizaram o método ERA para calcular as frequências naturais, encontrando um erro máximo de +0,34%. Lam, Katafygiotis e Mickleborough (2004) implementaram uma metodologia de atualização de modelo estatístico, relatando um erro máximo na identificação de frequências naturais de +0,21%. Sharifi e Banan (2008) trabalharam com o método de energia indexada, com o qual o erro máximo alcançado foi de +1,72%. Todos os métodos mencionados tiveram uma alta precisão na identificação das frequências naturais do Benchmark Fase I. A desvantagem dessas metodologias é que requerem conhecimento a priori da estrutura, enquanto a metodologia proposta não. Com a metodologia proposta, foi encontrado um erro máximo de +1,03%, em relação ao modelo de referência (Johnson *et al.*, 2004).

Tabela 4.3.4: Comparação de frequências naturais no Benchmark Fase I – Estado danificado (t = [40 - 60] seg)

Modo	Frequências naturais (Hz) (% erro)				
	Johnson <i>et al.</i> , (2004) FEM	Caicedo, Dyke e Johnson, (2004)	Lam, Katafygiotis e Mickleborough, (2004)	Sharifi e Banan (2008)	Este trabalho
1	5,82 (y)	5,84 (+0,34)	5,82 (+0,00)	5,92 (+1,72)	5,88 (+1,03)
2	9,51 (x)	9,51 (+0,00)	9,53 (+0,21)	9,62 (+1,16)	9,55 (+0,42)
3	14,98 (y)	14,90 (+0,07)	14,88 (-0,07)	14,99 (+0,67)	14,95 (+0,40)
4	24,91 (x)	24,90 (-0,04)	24,88 (-0,12)	24,93 (+0,08)	24,87 (-0,16)
5	36,06 (y)	36,10 (+0,11)	36,05 (-0,03)	36,18 (+0,33)	35,77 (-0,80)
6	41,35 (y)	41,40 (+0,12)	41,38 (+0,07)	41,45 (+0,24)	41,61 (+0,63)
7	46,79 (x)	46,90 (+0,24)	46,79 (+0,00)	46,94 (+0,32)	46,87 (+0,17)
8	54,34 (x)	54,40 (+0,11)	54,33 (-0,02)	54,37 (+0,06)	54,76 (+0,77)

4.3.4.2 Ponte Tianjin Yonghe

A ponte estaiada de Tianjin Yonghe, aberta ao tráfego em dezembro de 1987, é uma das primeiras pontes deste tipo construídas na China continental (Li *et al.*, 2010) (ver Figura 4.3.11). A largura da ponte é de 11 metros (9 metros para veículos), e seu comprimento total é de 510 metros, com um vão central de 260 metros (ver Figura 4.3.12). Possui duas torres com 60,5 metros de altura. O centro de pesquisa do Instituto de Tecnologia Harbin realizou o monitoramento da ponte. Instalaram um sofisticado sistema de monitoramento estrutural, que inclui 14 acelerômetros uniaxiais, cuja localização é mostrada na Figura 4.3.12. Mais informações sobre a ponte podem ser encontradas em Bao e Li (2021); Li *et al.* (2014).

Entre 2005 e 2007, a ponte esteve em reforma devido a rachaduras na viga do vão central e corrosão dos estais próximos às âncoras. Novos danos foram encontrados durante uma inspeção em agosto de 2008 (Li *et al.*, 2012, 2014). Acredita-se que esse dano tenha ocorrido gradativamente devido ao excesso de peso dos veículos. Entre janeiro e agosto de 2008, a ponte foi constantemente monitorada. A temperatura média para 17 de janeiro foi de -6°C e para 31 de julho, $+22^{\circ}\text{C}$. A ponte é considerada sem danos em janeiro e danificada em agosto. Mais informações sobre a inspeção e tipos de danos podem ser encontradas em (Li *et al.*, 2012, 2014).



Figura 4.3.11: Ponte Tianjin Yonghe (Li *et al.*, 2014)

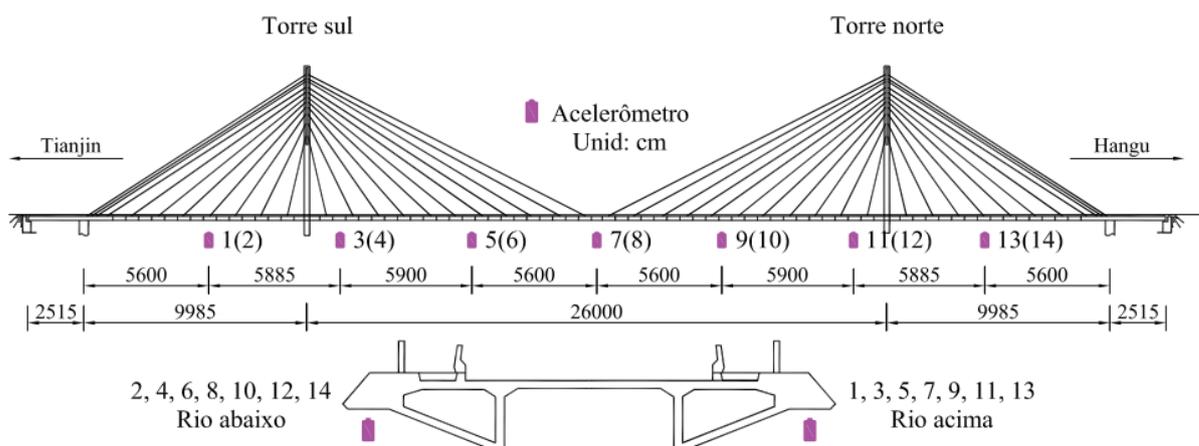


Figura 4.3.12: Localização do acelerômetro na ponte Tianjin Yonghe – Adaptado de Kaloop e Hu (2015)

Segundo Li *et al.*, (2014) a ponte é considerada saudável para 17 de janeiro de 2008 e danificada em 31 de julho de 2008. A Figura 4.3.13 mostra o registro de aceleração em 17 de janeiro obtido do sensor 2 das 11h00 às 12h00 e a Figura 4.3.16 para 31 de julho, no mesmo sensor e horário. O sensor 2 foi escolhido por estar localizado na área onde ocorreu o dano e foi utilizado pelos autores de referência, permitindo uma comparação direta dos resultados. Os registros possuem uma frequência de amostragem de 100 Hz. Neste trabalho, o sinal filtrado foi dividido em 12 partes, cada parte com 300 segundos de duração (ver Figura 4.3.13 e Figura 4.3.16). O conteúdo de frequência natural em cada uma das partes é mostrado na Figura 4.3.14 e na Figura 4.3.17 para 17 de janeiro e 31 de julho, respectivamente. Para a leitura das frequências naturais no dia 17 de janeiro (ver Figura 4.3.15), foi escolhido o intervalo de sinal entre 11h20 e 11h25, e para o dia 31 de julho, o intervalo entre 11h35 e 11h40 (ver Figura 4.3.18). Esses intervalos foram escolhidos porque representam melhor o espectro de resposta de frequência.

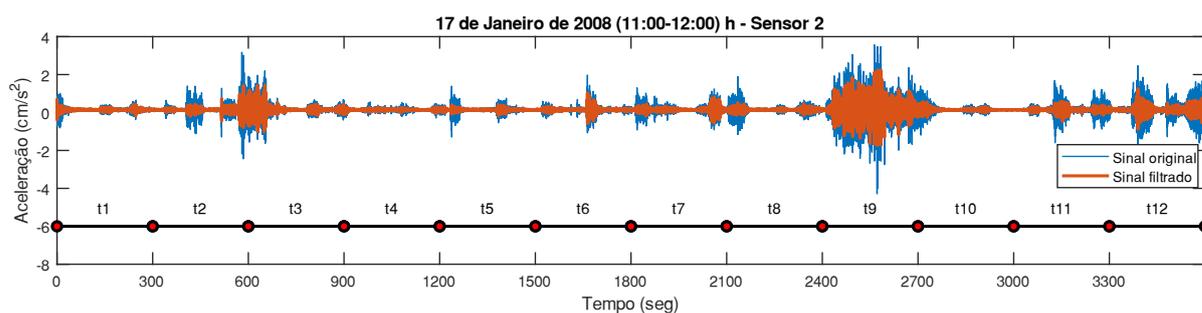


Figura 4.3.13: Sinal em 17 de janeiro de 2008, durante (11:00 - 12:00) h – Sensor 2

As frequências naturais identificadas em 17 de janeiro e 31 de julho são apresentadas na Tabela 4.3.5 e na Tabela 4.3.6, respectivamente. Li *et al.* (2014) aplicaram três tipos de abordagens para identificar frequências naturais (ver Tabela 4.3.5). As frequências computadas por Li *et al.*, (2014) necessitaram de quatro sensores para sua identificação (sensor 2, 4, 6 e 8). Kankanamge, Hu e Shao (2020) usaram o sensor 2 em seus estudos. Neste trabalho também foi utilizado um único sensor (sensor 2).

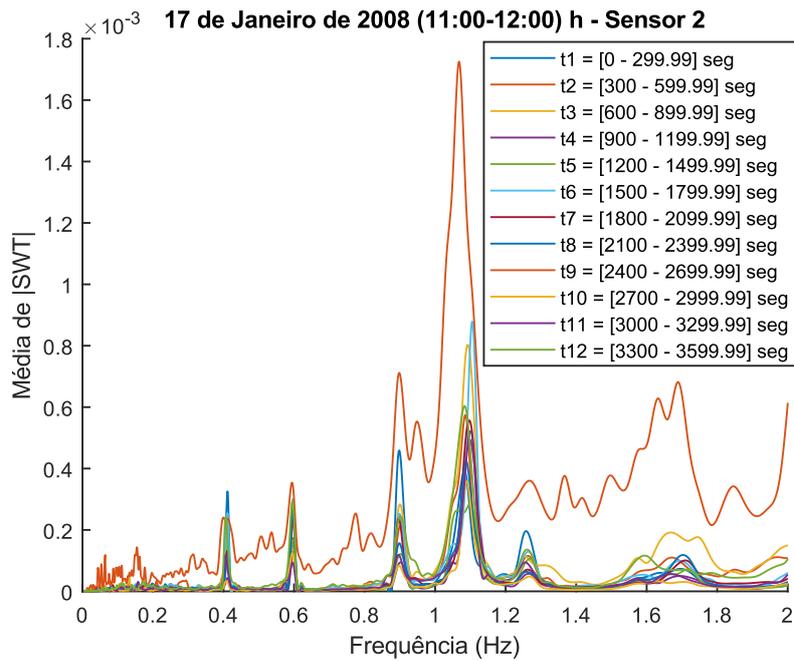


Figura 4.3.14: Frequências naturais em 17 de janeiro de 2008 durante as 11:00 - 12:00 h – Sensor 2

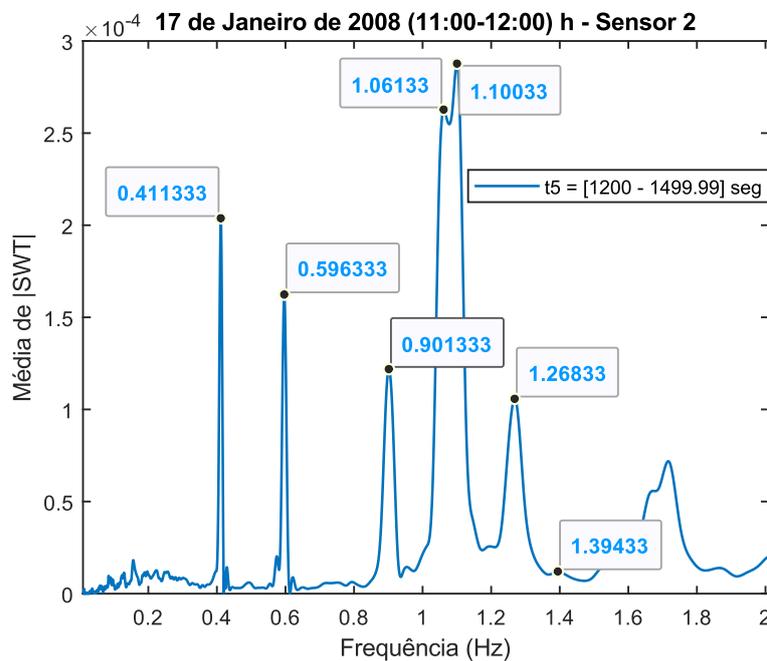


Figura 4.3.15: Frequências naturais em 17 de janeiro de 2008 durante as 11:20 - 12:25 h – Sensor 2

Kankanamge, Hu e Shao (2020) implementaram uma metodologia que combina um filtro Butterworth e a Transformada Wavelet Contínua. Os autores relataram um erro máximo na identificação das frequências naturais de +9,90% em 17 de janeiro (ver Tabela 4.3.5) e -18,14% em 31 de julho (ver Tabela 4.3.6). Aplicando a metodologia proposta, o erro máximo encontrado foi de -5,62% e -2,23% para 17 de janeiro e 31 de julho, respectivamente, em relação aos resultados apresentados por Li *et al.*, (2014) (ver Tabela 4.3.5 e Tabela 4.3.6).

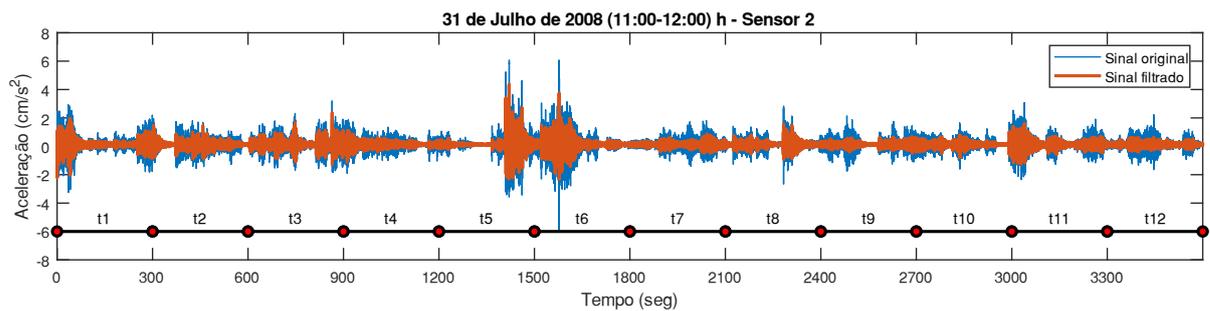


Figura 4.3.16: Sinal em 31 de julho de 2008, durante (11:00 - 12:00) h – Sensor 2

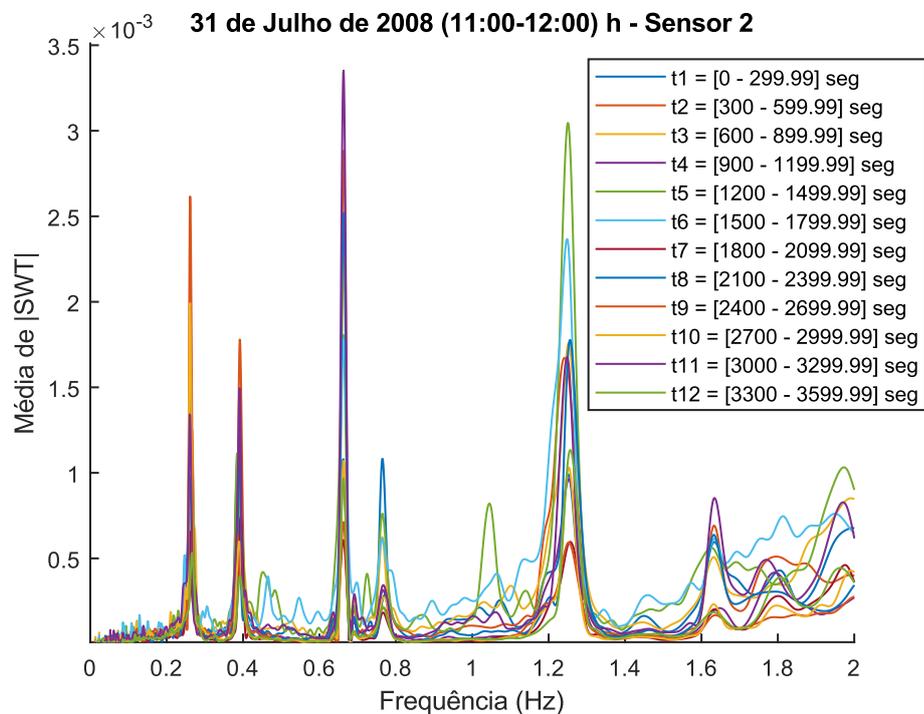


Figura 4.3.17: Frequências naturais em 31 de julho de 2008 durante as 11:00 - 12:00 h – Sensor 2

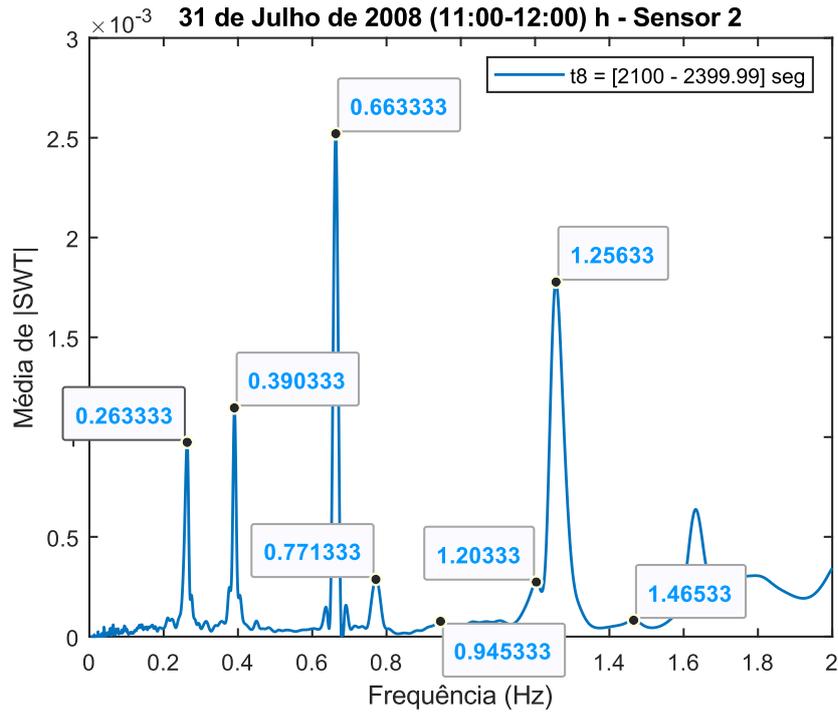


Figura 4.3.18: Frequências naturais em 31 de julho de 2008 durante as 11:35 - 12:40 h – Sensor 2

Tabela 4.3.5: Comparação de frequências naturais em 17 de janeiro de 2008 (estado saudável)

Modo vertical	Frequências naturais (Hz) (% de erro)				
	Calculada	Li <i>et al.</i> , (2014)		Kankanamge, Hu e Shao (2020)	Este trabalho
		3-D FEM	Identificada		
1	0,415	0,417 (+0,482)	0,418 (+0,723)	0,411 (-0,964)	0,411 (-0,964)
2	0,586	0,587 (+0,171)	0,595 (+1,536)	0,644 (+9,898)	0,596 (+1,706)
3	0,903	0,891 (-1,329)	0,879 (-2,658)	0,903 (+0,000)	0,901 (-0,221)
4	1,032	1,038 (+0,581)	1,046 (+1,357)	1,055 (+2,229)	1,061 (+2,810)
5	1,105	1,101 (-0,362)	1,090 (-1,357)	1,105 (+0,000)	1,100 (-0,452)
6	1,263	1,271 (+0,633)	1,214 (-3,880)	1,250 (-1,029)	1,268 (+0,396)
7	1,477	1,478 (+0,068)	1,441 (-2,437)	1,464 (-0,880)	1,394 (-5,619)

Tabela 4.3.6: Comparação de frequências naturais em 31 de julho de 2008 (estado danificado)

Modo vertical	Frequências naturais (Hz) (% de erro)			
	Li <i>et al.</i> , (2014)		Kankanamge, Hu e Shao (2020)	Este trabalho
	Calculada	Identificada		
1	0,269	0,275 (+2,230)	0,317 (+17,844)	0,263 (-2,230)
2	0,397	0,407 (+2,519)	0,394 (-0,756)	0,390 (-1,763)
3	0,671	0,673 (+0,298)	0,635 (-5,365)	0,663 (-1,192)
4	0,769	0,773 (+0,520)	0,785 (+2,081)	0,771 (+0,260)
5	0,940	0,947 (+0,745)	0,864 (-8,085)	0,945 (+0,532)
6	1,196	1,185 (-0,920)	0,979 (-18,144)	1,203 (+0,585)
7	1,257	— (—)	1,213 (-3,500)	1,256 (-0,080)

Li *et al.*, (2014) deram a data de 31 de julho de 2008 para o estado danificado. Os autores também mencionaram que os danos na ponte ocorreram progressivamente, induzido pelo aumento do número de veículos e do peso. Neste trabalho foram analisados os registros entre 17 de janeiro e 31 de julho de 2008. Observou-se que houve mudanças significativa nos valores das frequências naturais para o dia 3 de fevereiro e 16 de junho.

A Figura 4.3.19 mostra o registro obtido do sensor 2 para o dia 3 de fevereiro entre 14h00 e 15h00. As frequências identificadas no registro são apresentadas na Figura 4.3.20. O intervalo de sinal entre 14h35 e 14h40 foi escolhido para leitura das frequências naturais (ver Figura 4.3.21). É possível observar que o valor de todas as frequências naturais é diferente quando comparado com os reportados para o dia 17 de janeiro (ver Figura 4.3.15). Portanto, pode-se concluir que a estrutura sofreu danos significativos no dia 3 de fevereiro.

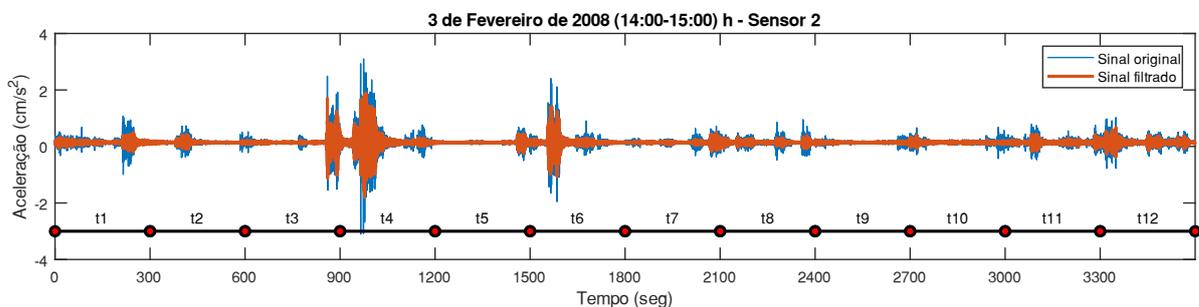


Figura 4.3.19: Sinal original e sinal filtrado em 3 de fevereiro de 2008 durante (14:00 - 15:00) h

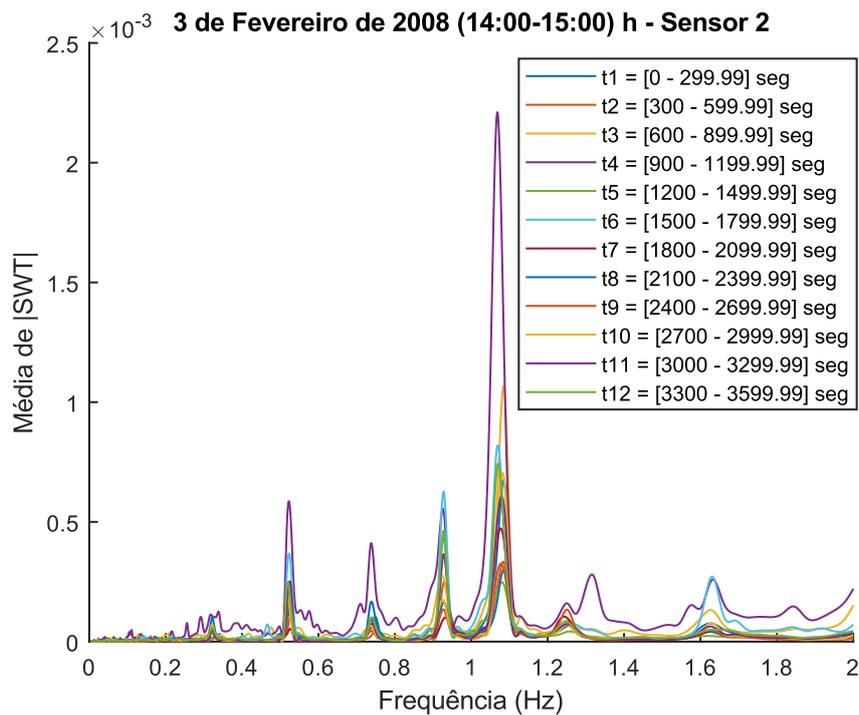


Figura 4.3.20: Frequências naturais em 3 de fevereiro de 2008 durante (14:00 - 15:00) h

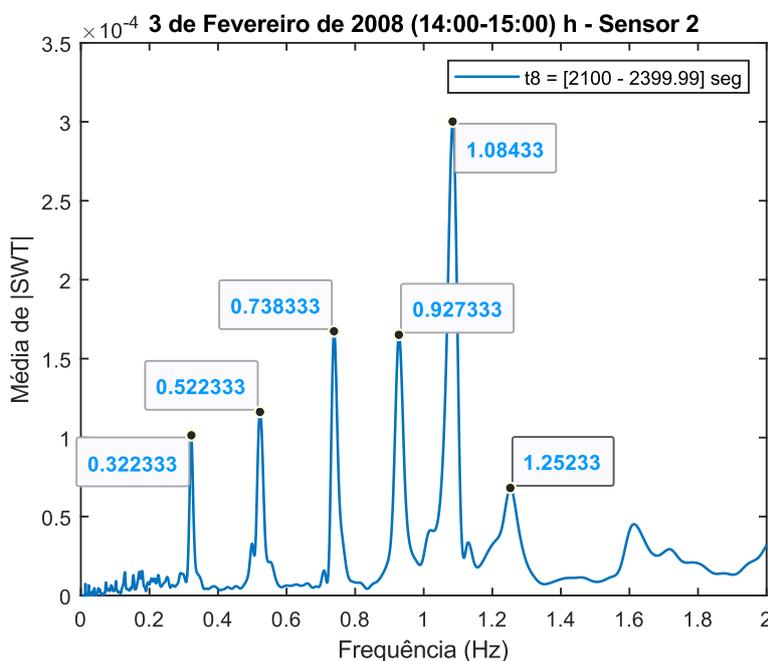


Figura 4.3.21: Frequências naturais em 3 de fevereiro de 2008 durante (14:35 - 14:40) h

Mudanças significativas também foram evidenciadas nos valores das frequências naturais em 16 de junho entre 10h00 – 11h00. A Figura 4.3.22 apresenta o registro original e filtrado

obtido do sensor 2. O conteúdo das frequências identificadas é mostrado na Figura 4.3.23. O intervalo que melhor apresentou as frequências naturais foi entre 10h00 e 10h05. Observa-se que os valores das frequências naturais coincidem com os reportados para o dia 31 de julho (ver Tabela 4.3.6 e Figura 4.3.18). Portanto, é possível concluir que os danos na estrutura ocorreram de forma progressiva, sendo mais pronunciados nos dias 3 de fevereiro e 16 de junho. Além disso, a condição de dano da ponte relatada por Li *et al.* (2014) em 31 de julho realmente ocorreu em 16 de junho (ver Tabela 4.3.7).

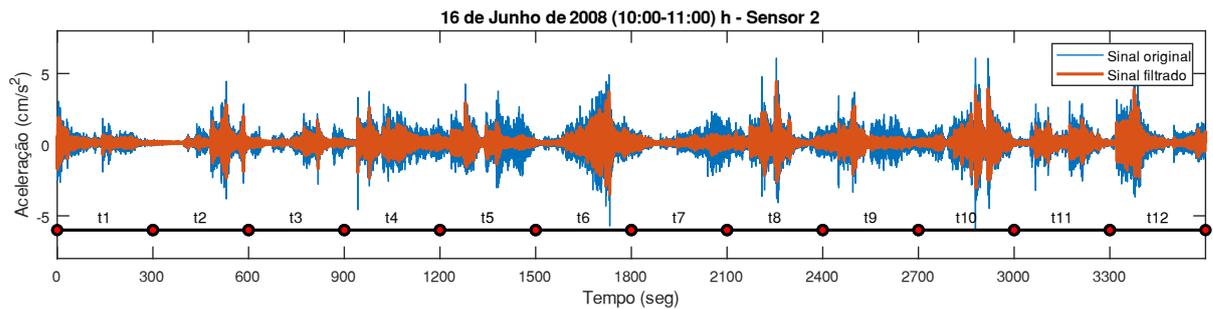


Figura 4.3.22: Sinal original e sinal filtrado em 16 de junho de 2008 durante (10:00 - 11:00) h

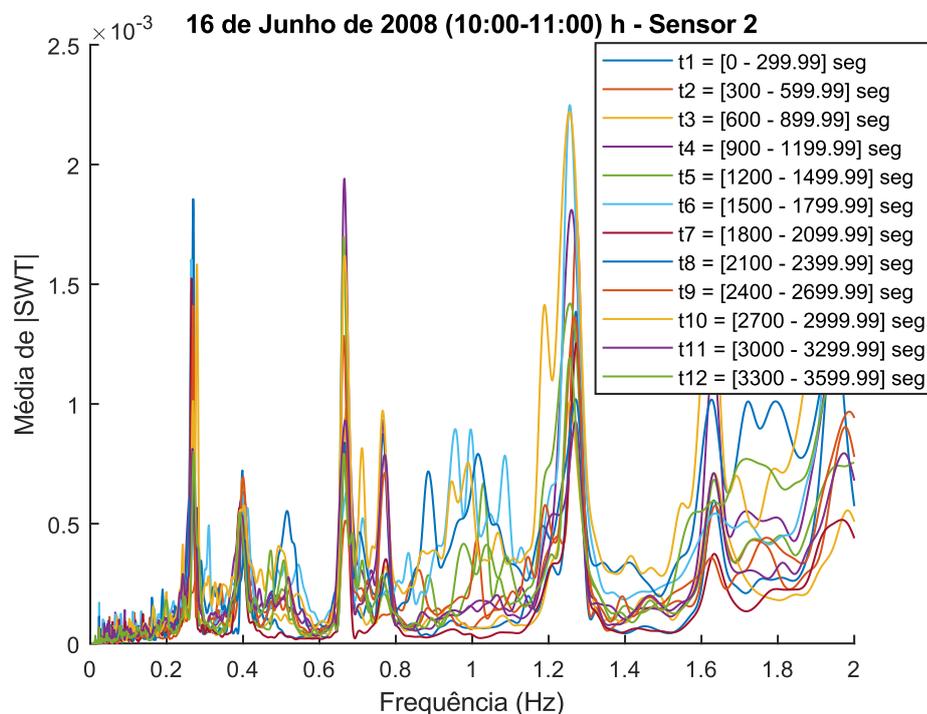


Figura 4.3.23: Frequências naturais em 16 de junho de 2008 durante (10:00 - 11:00) h

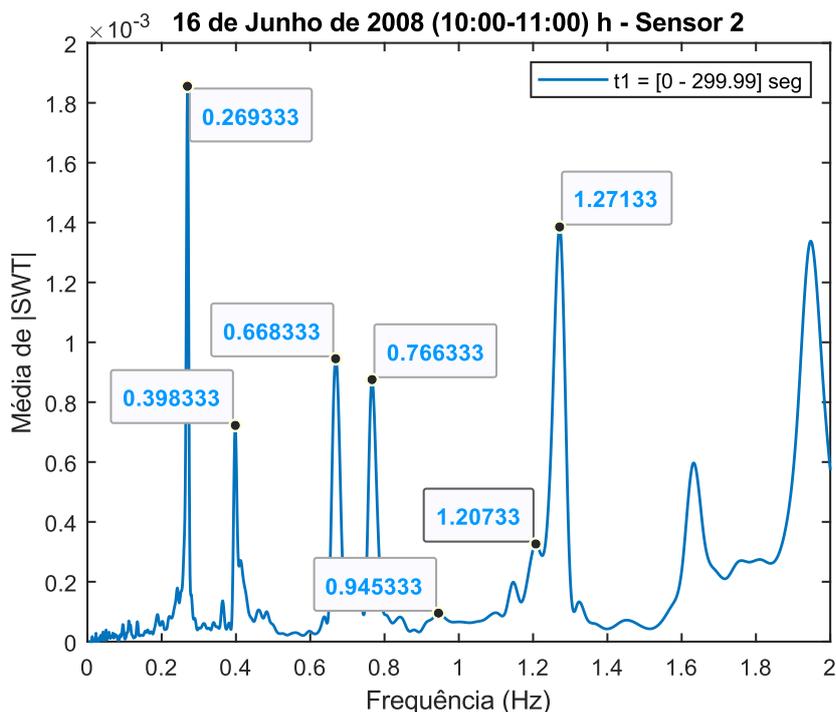


Figura 4.3.24: Frequências naturais em 16 de junho de 2008 durante (10:00 - 10:05) h

Tabela 4.3.7: Comparação de frequências naturais entre 31 de julho e 16 de Junho

Modo vertical	Frequências naturais (Hz) (% de erro)		
	Li <i>et al.</i> , (2014)	Este trabalho	
	Calculada	16 Junho	31 Julho
1	0,269	0,269 (+0,000)	0,263 (-2,230)
2	0,397	0,398 (+0,252)	0,390 (-1,763)
3	0,671	0,668 (-0,447)	0,663 (-1,192)
4	0,769	0,766 (-0,390)	0,771 (+0,260)
5	0,940	0,945 (+0,532)	0,945 (+0,532)
6	1,196	1,207 (+0,920)	1,203 (+0,585)
7	1,257	1,271 (+1,114)	1,256 (-0,080)

Outras metodologias aplicadas na ponte Tianjin Yonghe focaram na localização do dano. Alves e Cury (2021) utilizaram uma metodologia baseada em medições de aceleração bruta, com a qual foi possível identificar e quantificar os danos. Da mesma forma, Rastin, Ghodrati e Darvishan (2021) propuseram um método baseado em Redes Generativas Adversariais para detecção de danos. A localização do dano relatado por Rastin, Ghodrati e Darvishan (2021) coincide com a localização identificada por Alves e Cury, (2021). Com relação à identificação

do instante do dano, Huang *et al.* (2018) propuseram um método baseado em Filtro de Kalman e Cointegração (KFC), usando o teste de Dickey-Fuller aumentado e o procedimento de Johansen. Os autores identificaram três datas prováveis de danos: 3 de fevereiro, 5 e 18 de maio. Além disso, relataram que a estimativa do instante do dano não é absolutamente consistente, pois depende da frequência identificada.

4.3.5 Conclusões

Neste trabalho, foi proposta uma metodologia para o monitoramento da saúde estrutural utilizando uma abordagem Wavelet. A metodologia é baseada em três etapas: Suavização Gaussiana, Transformada Wavelet Sincronizada e Interpolação *Spline*. Uma das principais características da metodologia proposta é que ela não requer conhecimento *a priori* da estrutura e necessita de poucos sensores. Nos exemplos analisados neste trabalho, um único sensor foi suficiente para identificar todas as frequências naturais. A metodologia proposta foi testada quanto à precisão na identificação das frequências naturais de uma estrutura de laboratório e de uma estrutura real. A estrutura do laboratório foi o Benchmark Fase I, enquanto a estrutura real foi a Ponte Tianjin Yonghe.

Foram analisadas três Wavelets mãe: Morlet, Bump e a Wavelet proposta. A Wavelet analítica proposta apresentou um melhor desempenho na identificação de frequências naturais em comparação com a Wavelet morlet e a Wavelet Bump. Para estudar a robustez das Wavelets mães, foi utilizada a resposta estrutural da ponte Tianjin Yonghe excitada ambientalmente. A partir do sinal analisado, a Wavelet Morlet conseguiu identificar três frequências, a Wavelet Bump identificou cinco frequências e a Wavelet proposta identificou as sete frequências relatadas por Li *et al.*, (2014).

O Benchmark Fase I permitiu testar a eficiência da metodologia proposta na identificação do instante em que ocorre o dano. Para realizar este teste, um sinal sem dano foi unido a um sinal com dano, ambos com duração de 30 segundos, criando um sinal de 60 segundos. Posteriormente, o sinal foi dividido em três partes iguais de 20 segundos. O primeiro segmento do sinal analisado foi puramente não danificado, o segundo segmento continha uma transição de um estado não danificado para um estado danificado e o terceiro segmento correspondia a um sinal puramente danificado. A metodologia proposta mostrou-se robusta em cada segmento de sinal, identificando todas as frequências naturais mesmo que algumas delas tivessem valores muito próximos. Além disso, foi possível observar no domínio tempo-frequência o instante exato em que ocorreu o dano.

Em relação à ponte Tianjin Yonghe, a metodologia proposta mostrou-se eficiente. A partir de um único sensor (sensor 2) foi possível identificar todas as frequências calculadas por Li *et al.*, (2014) tanto para o estado saudável quanto para o estado danificado. Li *et al.*, (2014) utilizaram quatro sensores na identificação das frequências naturais. Também foi evidenciado que os danos na estrutura ocorreram de forma progressiva, encontrando-se duas datas em que as frequências naturais da estrutura apresentaram alterações significativas. Além disso, sugere-se a correção da data do estado danificado da ponte, uma vez que as frequências identificadas neste trabalho para 16 de junho são muito próximas às relatadas por Li *et al.*, (2014) para 31 de julho de 2008.

5. CONCLUSÕES E SUGESTÕES

5.1 CONCLUSÕES

Neste trabalho, foram avaliadas metodologias de Monitoramento da Saúde Estrutural (SHM) com foco na detecção de danos em estruturas civis. As metodologias propostas foram formuladas com base na Transformada Wavelet Sincronizada (SWT), um método tempo-frequência útil para identificar frequências naturais em sinais não estacionários e ruidosos. Uma das principais características da SWT é que não requer conhecimento prévio da estrutura. Além disso, a SWT faz parte dos métodos baseados na resposta dinâmica para detecção de danos, ou seja, um método cuja abordagem é conhecer o estado global da estrutura.

Esta tese foi organizada em torno de três artigos, que foram apresentados no Capítulo 4. Esses artigos mostram o caminho que possibilitou atingir o objetivo proposto. Os itens 4.1, 4.2 e 4.3 correspondem ao primeiro, segundo e terceiro artigos, respectivamente. As principais conclusões obtidas em cada um dos artigos são descritas a seguir.

Primeiro artigo (Item 4.1)

Foi avaliada a eficiência da SWT na identificação das frequências naturais do Benchmark Fase I. No procedimento de cálculo foi utilizado somente a SWT. Além disso, a Wavelet Morlet foi implementada como Wavelet mãe. Os sinais analisados foram obtidos considerando a estrutura sem dano e excitada no teto (caso 3), para os sensores 15 (direção x) e 16 (direção y). Os valores calculados foram comparados com os relatados por outros autores, incluindo o modelo de referência de Johnson *et al.* (2004). No estudo, foi avaliada a robustez da SWT, comparando metodologias que incluíram a SWT em seus cálculos em relação às que não o fizeram.

Foi possível identificar seis das oito frequências naturais, três em cada direção (x, y). O erro máximo e mínimo encontrados foi de 3,06% e 0,12%, respectivamente, em relação a Johnson *et al.* (2004). Ao comparar os resultados obtidos pelos autores que implementaram a SWT em suas metodologias com os que não o fizeram, foi possível observar que houve um melhor desempenho quando a SWT foi utilizada. Das e Saha (2018) realizaram um estudo de revisão sobre métodos de detecção de danos aplicados ao Benchmark Fase I e concluíram que a SWT se destacou de outras técnicas de análise de danos por não exigir conhecimento a priori da estrutura.

O Benchmark Fase I tem um total de 6 casos de simulação e seis padrões de dano. Os cenários de maior dano são representados pelos padrões (i) a (iv) e os de menor dano por (v) e (vi). A SWT foi testada novamente, considerando o caso de simulação 4 e todos os padrões de dano, além do padrão sem danos. Três frequências foram identificadas em cada direção (x, y). Portanto, a SWT teve um bom desempenho como técnica de identificação modal.

Segundo artigo (Item 4.2)

Foi proposta a metodologia (EMD-SWT-*spline*) para identificar propriedades modais e detecção de danos. A metodologia proposta consistiu na aplicação de Decomposição de Modo Empírico (EMD), SWT e Interpolação *Spline*. A Wavelet Bump foi usada como a Wavelet mãe. Esta metodologia foi testada no Benchmark Fase I. Os registros dos sensores 15 e 16 foram analisados, utilizando o caso de simulação 3 (excitação do teto). Os sinais analisados foram criados para o estado sem danos da estrutura e padrão de dano ii (perda de rigidez no primeiro e terceiro pavimentos).

A robustez das Wavelets mãe Morlet e Bump foram comparadas. No item 4.1, a SWT foi implementada utilizando a Wavelet Morlet. Seis das oito frequências naturais foram identificadas e um erro máximo de 3,06% foi encontrado. Da mesma forma, SWT e Wavelet Bump foram considerados neste item (4.2), mas o EMD não foi incluído por razões de equivalência. Foi possível identificar todas as frequências naturais e o erro máximo foi de 2,46%. Portanto, a Wavelet Bump teve um desempenho melhor em relação à Wavelet Morlet.

A identificação do instante do dano foi realizada avaliando-se um registro que foi construído juntando-se um sinal sem danos a outro com dano. Realizar este procedimento é semelhante a fazer o registro de uma estrutura em dois instantes de tempos diferentes e depois avaliar se houve alguma alteração. A metodologia foi aplicada ao sinal sem dano e ao sinal com dano de forma independente, bem como ao sinal completo. Isso foi feito para testar a metodologia na identificação de frequências naturais muito próximas umas das outras, além de visualizar o instante em que ocorre o dano por meio de mudanças nas frequências naturais. Aplicando a metodologia proposta, foi possível identificar todas as frequências sem danos dentro do sinal completo, mas só foi possível identificar seis das oito frequências do sinal com danos dentro do sinal completo. No entanto, a metodologia proposta permitiu visualizar através de um gráfico tempo-frequência o instante do dano, ou seja, o momento em que as frequências mudam de valor.

Terceiro artigo (Item 4.3)

Foi proposta a metodologia (SG-SWT-*spline*) para detecção de danos baseada em SWT. A metodologia proposta considerou três etapas: Suavização Gaussiana com Critério de Informação Bayesiano, SWT com proposta de uma nova Wavelet mãe e Interpolação *Spline*. A metodologia proposta foi testada em duas estruturas de referência, uma de laboratório e outra real. A estrutura de laboratório foi o Benchmark Fase I, enquanto a estrutura real foi a Ponte Tianjin Yonghe localizada na China. A eficiência da metodologia foi avaliada através da precisão na identificação das frequências naturais e da quantidade de sensores utilizados no estudo. Os valores obtidos foram comparados com os relatados por outros autores.

A eficiência da Wavelet proposta foi validada em relação às Wavelets Morlet e Bump. Para validar sua eficiência, o conteúdo de frequência em um sinal obtido da ponte Tianjin Yonghe foi identificado. Implementando a metodologia proposta e utilizando a Wavelet Morlet foi possível identificar três frequências, com a Wavelet Bump cinco e com a Wavelet proposta as sete frequências relatadas por Li *et al.* (2014). Portanto, a Wavelet proposta mostrou-se robusta na identificação de frequências naturais em comparação com as demais Wavelets mãe.

A robustez da metodologia proposta foi comparada com a apresentada no item 4.2. O registro analisado considerou o padrão de dano ii (perda de rigidez no primeiro e terceiro pavimentos) e caso de simulação 3 (excitação no teto) do Benchmark Fase I. Foram utilizados os sensores 15 (direção x) e 16 (direção y) com o objetivo de comparar os resultados com outros autores. A metodologia apresentada no item 4.2 conseguiu identificar seis das oito frequências naturais presente no sinal danificado dentro de um sinal composto por uma parte não danificada e uma parte danificada. Com a metodologia proposta neste capítulo foi possível identificar todas as frequências naturais nas mesmas condições. Assim, ficou evidente a superioridade da metodologia atual em relação à apresentada no item 4.2.

A metodologia proposta também foi testada em uma estrutura real. Foi possível identificar todas as frequências naturais da ponte Tianjin Yonghe usando um único sensor (sensor 2), enquanto Li *et al.* (2014) necessitaram de quatro sensores. O estado saudável e danificado da estrutura foi avaliado para registros adquiridos em 17 de janeiro e 31 de julho de 2008, respectivamente. Posteriormente, após análise de diversos registros, concluiu-se que o dano reportado em 31 de julho havia ocorrido em 16 de junho de 2008. Os resultados obtidos foram comparados com os de outros autores.

5.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

A abordagem dada a esta tese, bem como as metodologias propostas, faz parte do projeto de criação de estruturas civis inteligentes. Segundo Cheng, Jiang e Lou (2008) uma estrutura inteligente é definida como aquela que tem a capacidade de detectar mudanças no ambiente, diagnosticar um problema, armazenar e processar dados medidos e comandar ações apropriadas para melhorar o desempenho do sistema; e assim preservar a saúde estrutural. Para Xu e He (2017) uma estrutura inteligente é aquela que pode imitar sistemas biológicos, com capacidades de autodeteção, autoadaptação, autodiagnóstico, autoreparação e autopotenciação; para preservar a segurança e integridade das estruturas durante eventos extremos. De acordo com Xu e He (2017), as estruturas inteligentes incluem quatro sistemas para sua proteção: (1) Sistema de monitoramento da saúde (*Structural Health Monitoring - SHM*), (2) Sistema de Controle de Vibração (*Structural Vibration Control - SVC*), (3) Sistema de reparo estrutural automático (*Structural self-repairing - SSR*) e (4) Sistema de coleta de energia (*Structural energy harvesting - SEH*).

Neste trabalho, o SHM foi tratado exclusivamente dentro dos quatro sistemas de proteção que compõem uma estrutura civil inteligente (Xu e He, 2017). Além disso, segundo Rytter (1993), a metodologia proposta é classificada no primeiro de quatro níveis, ou seja, corresponde a uma metodologia cujo foco é determinar a presença de danos. Portanto, há uma ampla gama de possibilidades para estruturar novos tópicos de pesquisa. Algumas sugestões para trabalhos futuros são apresentadas a seguir:

- Criar metodologias híbridas, com base na metodologia proposta, que além de determinar a presença do dano, seja possível identificar sua localização geométrica.
- Avaliar os dois últimos níveis de detecção de danos, ou seja, quantificar os danos e prever a vida útil restante de uma estrutura civil.
- Estudar a implementação de dois ou mais sistemas de proteção estrutural, por exemplo, combinando SHM e SVC.
- Abordar o estudo das Wavelets mãe e propor novas funções.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALVES, V.; CURY, A. A fast and efficient feature extraction methodology for structural damage localization based on raw acceleration measurements. **Structural Control and Health Monitoring**, v. 28, n. 7, 1 jul. 2021.

AM, G. **Veja imagens após queda de ponte que deixou mortos no Amazonas | Amazonas | G1**. Disponível em: <<https://g1.globo.com/am/amazonas/noticia/2022/09/29/veja-imagens-apos-queda-de-ponte-que-deixou-mortos-no-amazonas.ghtml>>. Acesso em: 8 out. 2022.

AMEZQUITA, J. P.; ADELI, H. Synchrosqueezed wavelet transform-fractality model for locating, detecting, and quantifying damage in smart highrise building structures. **Smart Materials and Structures**, v. 24, n. 6, p. 065034, 1 jun. 2015.

AMINI, F.; HEDAYATI, Y. Underdetermined blind modal identification of structures by earthquake and ambient vibration measurements via sparse component analysis. **Journal of Sound and Vibration**, v. 366, p. 117–132, 2016.

AN, Y.; CHATZI, E.; SIM, S. H.; LAFLAMME, S.; BLACHOWSKI, B.; OU, J. **Recent progress and future trends on damage identification methods for bridge structures****Structural Control and Health Monitoring** John Wiley and Sons Ltd, , 1 out. 2019. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/stc.2416>>. Acesso em: 26 out. 2022

ASCE. **A Comprehensive Assessment of America’s Infrastructure**ASCE. [s.l: s.n.].

____. A comprehensive assessment of America’s Infrastructure. **ASCE**, p. 111, 2021.

BABAJANIAN, H.; GHODRATI, G.; DARVISHAN, E. Ensemble Classifiers and Feature-Based Methods for Structural Damage Assessment. **Shock and Vibration**, v. 2020, 2020.

BALAFAS, K.; KIREMIDJIAN, A. S.; RAJAGOPAL, R. The wavelet transform as a Gaussian process for damage detection. **Structural Control and Health Monitoring**, v. 25, n. 2, 1 fev. 2018.

BALAGEAS, D.; FRITZEN, C. .; GÜEMES, A. **Structural Health Monitoring**. London, UK: ISTE, 2006.

BAO, Y.; LI, H. Machine learning paradigm for structural health monitoring. **Structural Health Monitoring**, v. 20, n. 4, p. 1353–1372, 1 jul. 2021.

BEHTANI, A.; BOUAZZOUNI, A.; KHATIR, S.; TIACHACHT, S.; ZHOU, Y. L.; WAHAB, M. A. Damage localization and quantification of composite beam structures using residual force and optimization. **Journal of Vibroengineering**, v. 19, n. 7, p. 4977–4988, 2017.

BERNARDES, A. **Viaduto da Galeria dos Estados desaba e abre cratera no Eixão Sul**. Disponível em: <https://www.correiobraziliense.com.br/app/noticia/cidades/2018/02/06/interna_cidadesdf,658118/parte-do-viaduto-da-galeria-dos-estados-desaba-no-centro-de-brasilia.shtml>. Acesso em: 8 out. 2022.

BHATNAGAR, N. **Introduction to Wavelet Transforms**. [s.l.] CRC Press, 2020.

BOLZAN, M. Transformada em ondeleta: Uma necessidade. **Revista Brasileira de Ensino de Física**, v. 28, n. 4, p. 563–567, 2006.

BUSCH, P.; HEINONEN, T.; LAHTI, P. Heisenberg's uncertainty principle. **Physics Reports**, v. 452, n. 6, p. 155–176, 1 nov. 2007.

CAICEDO, J. M.; DYKE, S. J.; JOHNSON, E. A. Natural Excitation Technique and Eigensystem Realization Algorithm for Phase I of the IASC-ASCE Benchmark Problem: Simulated Data. **Journal of Engineering Mechanics**, v. 130, n. 1, p. 49–60, jan. 2004.

CAMARENA, D.; PEREZ, C. A.; VALTIERRA, M.; AMEZQUITA, J. P.; ROMERO, R. D. J. Synchrosqueezing transform-based methodology for broken rotor bars detection in induction motors. **Measurement: Journal of the International Measurement Confederation**, v. 90, p. 519–525, 2016.

CARA, F. J.; CARPIO, J.; JUAN, J.; ALARCÓN, E. An approach to operational modal analysis using the expectation maximization algorithm. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 31, p. 109–129, 2012.

CHANG, P. C.; LIU, S. C. Recent research in nondestructive evaluation of civil infrastructures. **Journal of materials in civil engineering**, v. 15, n. 3, p. 298–304, 2003.

CHATTERJEE, P. **Wavelet analysis in civil engineering**. [s.l.: s.n.].

CHATTERJEE, S.; THAKUR, R. S.; YADAV, R. N.; GUPTA, L.; RAGHUVANSHI, D. K. **Review of noise removal techniques in ECG signals** **IET Signal Processing** Institution of Engineering and Technology, , 1 dez. 2020. Disponível em: <<https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1049/iet-spr.2020.0104>>. Acesso em:

29 nov. 2022

CHAUDHARY, P. K.; ANJNEYA, K.; ROY, K. Fundamental Mode Shape–Based Structural Damage Quantification Using Spectral Element Method. **Journal of Engineering Mechanics**, v. 147, n. 11, 2021.

CHEN, H.-P.; NI, Y.-Q. **Structural Health Monitoring of Large Civil Engineering Structures**. United Kingdom: John Wiley & Sons, 2018.

CHENG, F.; JIANG, H.; LOU, H. **Smart Structures**. [s.l.] CRC Press, 2008.

COHEN, M. X. **Analyzing Neural Time Series Data: theory and practice**. [s.l.] MIT press, 2014.

____. **MATLAB for Brain and Cognitive Scientists**. [s.l.] MIT Press, 2017.

COHEN, M. X. **A better way to define and describe Morlet wavelets for time-frequency analysis**. [s.l.] MIT press, 2019. v. 199

CONDE, B.; EGUÍA, P.; STAVROULAKIS, G. E.; GRANADA, E. Parameter identification for damaged condition investigation on masonry arch bridges using a Bayesian approach. **Engineering Structures**, v. 172, p. 275–284, 2018.

DAS, S.; SAHA, P. Structural health monitoring techniques implemented on IASC–ASCE benchmark problem: a review. **Journal of Civil Structural Health Monitoring**, v. 8, n. 4, p. 689–718, 2 set. 2018.

____. Performance of hybrid decomposition algorithm under heavy noise condition for health monitoring of structure. **Journal of Civil Structural Health Monitoring**, v. 10, n. 4, p. 679–692, 1 set. 2020.

DAUBECHIES, I. Ten Lectures on Wavelets. **The Journal of the Acoustical Society of America**, v. 93, n. 3, p. 1671–1671, mar. 1993.

DAUBECHIES, I.; LU, J.; WU, H. T. Synchrosqueezed wavelet transforms: An empirical mode decomposition-like tool. **Applied and Computational Harmonic Analysis**, v. 30, n. 2, p. 243–261, 2011.

DAUBECHIES, I.; MAES, S. H. **A Nonlinear Squeezing of the Continuous Wavelet Transform Based on Auditory Nerve Models**, 1996. Disponível em: <<https://www.semanticscholar.org/paper/A-Nonlinear-Squeezing-of-the-Continuous-Wavelet-on-Daubechies-Maes/06bb1ac4f4682e086063946d772340340c0c96bf>>. Acesso em: 6 ago.

2019

DEBNATH, L.; SHAH, F. Lecture notes on wavelet transforms. 2017.

DNIT. Sistema de gerenciamento de obras de arte especiais - SGO. 2015.

DOEBLING, S.; FARRAR, C.; PRIME, M.; SHEVITZ, D. Damage identification and health monitoring of structural and mechanical systems from changes in their vibration characteristics: a literature review. 1996.

DOMINGUES, M. O.; MENDES, O.; KAIBARA, M. K.; MENCONI, V. E.; BERNARDES, E. Explorando a transformada wavelet contínua. **SciELO Brasil**, v. 38, p. 3314, 2016.

FAN, W.; QIAO, P. Vibration-based damage identification methods: A review and comparative study. **Structural Health Monitoring**, v. 10, n. 1, p. 83–111, 20 jan. 2011.

FARRAR, C.; WORDEN, K. An Introduction to Structural Health Monitoring. *In*: [s.l.] Springer, Vienna, 2010. p. 1–17.

____. **Structural Health Monitoring: A Machine Learning Perspective**. [s.l.: s.n.].

FASSOIS, S. D.; SAKELLARIOU, J. S. Time-series methods for fault detection and identification in vibrating structures. **Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, v. 365, n. 1851, p. 411–448, 2007.

FUGATE, M.; SOHN, H.; FARRAR, C. Vibration-based damage detection using statistical process control. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 15, n. 4, p. 707–721, 2001.

G1. Ponte em construção desaba e dez pessoas morrem na Colômbia | Mundo | G1. Disponível em: <<https://g1.globo.com/mundo/noticia/ponte-desaba-na-colombia.ghtml>>. Acesso em: 8 out. 2022a.

____. **Queda parcial de ponte deixa 37 mortos em Gênova, na Itália | Mundo | G1.** Disponível em: <<https://g1.globo.com/mundo/noticia/2018/08/14/ponte-cai-na-italia.ghtml>>. Acesso em: 8 out. 2022b.

GABOR, D. Theory of communication. Part 1: The analysis of information. **Journal of the Institution of Electrical Engineers - Part III: Radio and Communication Engineering**, v. 93, n. 26, p. 429–441, nov. 1946.

GILAT, V. S. A. **Métodos Numéricos para Engenheiros e Cientistas**. [s.l.: s.n.].

GOMES, G. F.; MENDEZ, Y. A. D.; SILVA LOPES ALEXANDRINO, P. DA; CUNHA, S.

S. DA; ANCELOTTI, A. C. A Review of Vibration Based Inverse Methods for Damage Detection and Identification in Mechanical Structures Using Optimization Algorithms and ANN. **Archives of Computational Methods in Engineering**, v. 26, n. 4, p. 883–897, 1 set. 2019.

GONCALVES, P.; RILLING, G.; FLANDRIN, P. On empirical mode decomposition and its algorithms. **IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing**, v. 3, p. 8–11, 2003.

GROSSMANN, A.; MORLET, J. Decomposition of Hardy Functions into Square Integrable Wavelets of Constant Shape. **SIAM Journal on Mathematical Analysis**, v. 15, n. 4, p. 723–736, jul. 1984.

HAMIDIAN, D.; SALAJEGHEH, E.; SALAJEGHEH, J. Damage Detection of Irregular Plates and Regular Dams by Wavelet Transform Combined Adoptive Neuro Fuzzy Inference System. **Civil Engineering Journal**, v. 4, n. 2, p. 305, 2018a.

_____. Irregular Continuum Structures Damage Detection based on Wavelet Transform and Neural Network. **KSCE Journal of Civil Engineering**, v. 22, n. 11, p. 4345–4352, 1 nov. 2018b.

HE; LI, W.; SALEHI, H.; ZHANG, H.; ZHOU, H.; JIAO, P. **Integrated structural health monitoring in bridge engineeringAutomation in Construction**, 2022. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0926580522000413>>. Acesso em: 10 nov. 2022

HE, Y.; ZHANG, L.; CHEN, Z.; LI, C. Y. A framework of structural damage detection for civil structures using a combined multi-scale convolutional neural network and echo state network. **Engineering with Computers**, p. 1–19, 2022.

HELLIER, C. **Handbook of nondestructive evaluation**. USA: McGraw-Hill Book Company, Inc., 2003.

HU, J.; LIU, B.; YU, M. A Novel Method of Realizing Stochastic Chaotic Secure Communication by Synchrosqueezed Wavelet Transform: The Finite-Time Case. **IEEE Access**, v. 9, p. 83940–83949, 2021.

HUANG, J. Z.; LI, D. S.; LI, H. N.; SONG, G. B.; LIANG, Y. Damage identification of a large cable-stayed bridge with novel cointegrated Kalman filter method under changing environments. **Structural Control and Health Monitoring**, v. 25, n. 5, 1 maio 2018.

HUANG, N. E.; SHEN, Z.; LONG, S. R.; WU, M. C.; SHIH, H. H.; ZHENG, Q.; YEN, N.-C.; TUNG, C. C.; LIU, H. H. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. **Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, v. 454, n. 1971, p. 903–995, 8 mar. 1998.

HWANG, E.; KIM, G.; CHOE, G.; YOON, M.; GUCUNSKI, N.; NAM, J. Evaluation of concrete degradation depending on heating conditions by ultrasonic pulse velocity. **Construction and Building Materials**, v. 171, p. 511–520, 2018.

JANKŮ, M.; CIKRLÉ, P.; GROŠEK, J.; ANTON, O.; STRYK, J. Comparison of infrared thermography, ground-penetrating radar and ultrasonic pulse echo for detecting delaminations in concrete bridges. **Construction and Building Materials**, v. 225, p. 1098–1111, 2019.

JASKOWSKA, J.; SAGAN, J. Non-Destructive Testing Methods as a Main Tool Supporting Effective Waste Management in Construction Processes. **Archives of Civil Engineering**, v. 65, n. 4, p. 263–276, 2019.

JIANG, Q.; SUTER, B. W. Instantaneous frequency estimation based on synchrosqueezing wavelet transform. **Signal Processing**, v. 138, p. 167–181, 2017.

JOHNSON, E. A.; LAM, H. F.; KATAFYGIOTIS, L. S.; BECK, J. L. Phase I IASC-ASCE Structural Health Monitoring Benchmark Problem Using Simulated Data. **Journal of Engineering Mechanics**, v. 130, n. 1, p. 3–15, jan. 2004.

KALMAN, R. E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. **Journal of Basic Engineering**, v. 82, n. 1, p. 35, 1 mar. 1960.

KALOOP, M. R.; HU, J. W. Stayed-Cable Bridge Damage Detection and Localization Based on Accelerometer Health Monitoring Measurements. **Shock and Vibration**, v. 2015, 2015.

KANKANAMGE, Y.; HU, Y.; SHAO, X. Application of wavelet transform in structural health monitoring. **Earthquake Engineering and Engineering Vibration**, v. 19, n. 2, p. 515–532, 1 abr. 2020.

KLYUZHIN, I. S.; CHENG, J. C.; BEVINGTON, C.; SOSSI, V. Use of a Tracer-Specific Deep Artificial Neural Net to Denoise Dynamic PET Images. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, v. 39, n. 2, p. 366–376, 2020.

KUNCHAM, E.; SEN, S.; KUMAR, P.; PATHAK, H. An online model-based fatigue life

prediction approach using extended Kalman filter. **Theoretical and Applied Fracture Mechanics**, v. 117, 2022.

LAM, H. F.; KATAFYGIOTIS, L. S.; MICKLEBOROUGH, N. C. Application of a Statistical Model Updating Approach on Phase I of the IASC-ASCE Structural Health Monitoring Benchmark Study. **Journal of Engineering Mechanics**, v. 130, n. 1, p. 34–48, jan. 2004.

LI, D.; WANG, Y.; YAN, W. J.; REN, W. X. Acoustic emission wave classification for rail crack monitoring based on synchrosqueezed wavelet transform and multi-branch convolutional neural network. **Structural Health Monitoring**, v. 20, n. 4, p. 1563–1582, 1 jul. 2021.

LI, HUI; LI, S.; OU, J.; LI, HONGWEI. Modal identification of bridges under varying environmental conditions: Temperature and wind effects. **Structural Control and Health Monitoring**, v. 17, n. 5, p. 495–512, ago. 2010.

____. Reliability assessment of cable-stayed bridges based on structural health monitoring techniques. **Structure and Infrastructure Engineering**, v. 8, n. 9, p. 829–845, set. 2012.

LI, P. J.; XU, D. W.; ZHANG, J. Probability-Based Structural Health Monitoring Through Markov Chain Monte Carlo Sampling. **International Journal of Structural Stability and Dynamics**, v. 16, n. 7, p. 1550039, set. 2016.

LI, S.; LI, H.; LIU, Y.; LAN, C.; ZHOU, W.; OU, J. SMC structural health monitoring benchmark problem using monitored data from an actual cable-stayed bridge. **Structural Control and Health Monitoring**, v. 21, n. 2, p. 156–172, fev. 2014.

LI, Z.; PARK, H. S.; ADELI, H. New method for modal identification of super high-rise building structures using discretized synchrosqueezed wavelet and Hilbert transforms. **Structural Design of Tall and Special Buildings**, v. 26, n. 3, 25 fev. 2017.

LILLY, J. M.; OLHEDE, S. C. On the analytic wavelet transform. **IEEE Transactions on Information Theory**, v. 56, n. 8, p. 4135–4156, 2010.

LIU, G.; MAO, Z. Structural damage diagnosis with uncertainties quantified using interval analysis. **Structural Control and Health Monitoring**, v. 24, n. 10, 1 out. 2017.

LIU, J.; CHEN, B.; CHEN, S.; BERGES, M.; BIELAK, J.; NOH, H. **Damage-Sensitive and Domain-Invariant Feature Extraction for Vehicle-Vibration-Based Bridge Health Monitoring** ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings. **Anais...2020** Disponível em:

<<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9053450/>>. Acesso em: 14 jun. 2021

LIU, J.; ZHENG, J.; WEI, X.; REN, W. XIN; LAORY, I. A combined method for instantaneous frequency identification in low frequency structures. **Engineering Structures**, v. 194, p. 370–383, 2019.

MACHAVARAM, R.; SHANKAR, K. Structural damage identification using improved RBF neural networks in frequency domain. **Advances in Structural Engineering**, v. 15, n. 10, p. 1689–1703, 1 out. 2012.

MAHATO, S.; CHAKRABORTY, A. Sequential clustering of synchrosqueezed wavelet transform coefficients for efficient modal identification. **Journal of Civil Structural Health Monitoring**, v. 9, n. 2, p. 271–291, 1 abr. 2019.

MALLAT, S. **A Wavelet Tour of Signal Processing**. [s.l.: s.n.].

MALLIK, A. Wavelet Packets and Their Statistical Applications. **Technometrics**, v. 61, n. 3, p. 426–426, 3 jul. 2019.

MEIGNEN, S.; OBERLIN, T.; MCLAUGHLIN, S. A new algorithm for multicomponent signals analysis based on synchrosqueezing: With an application to signal sampling and denoising. **IEEE Transactions on Signal Processing**, v. 60, n. 11, p. 5787–5798, 2012.

MENG, F.; YU, J.; ALALUF, D.; MOKRANI, B.; PREUMONT, A. Modal flexibility based damage detection for suspension bridge hangers: A numerical and experimental investigation. **Smart Structures and Systems**, v. 23, n. 1, p. 15–29, 2019.

MISITI, M.; MISITI, Y.; OPPENHEIM, G.; POGGI, J.-M. **Wavelet Toolbox™ 4 User's Guide**. [s.l.: s.n.]. Disponível em: <www.mathworks.com>. Acesso em: 23 jun. 2019.

____. **Wavelet Toolbox™ Reference**. **The MathWorks, Inc.**, 2022.

MORLET, J. **Sampling Theory and Wave Propagation** NATO ASI Series, Series F: Computer and Systems Sciences. **Anais...1983** Disponível em: <https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/978-3-642-82002-1_12.pdf>. Acesso em: 26 ago. 2022

MUJICA, L. E.; VEHÍ, J.; STASZEWSKI, W.; WORDEN, K. Impact damage detection in aircraft composites using knowledge-based reasoning. **Structural Health Monitoring**, v. 7, n. 3, p. 215–230, 21 set. 2008.

MÜLLER, P.; NOVÁK, J.; HOLAN, J. Destructive and non-destructive experimental

investigation of polypropylene fibre reinforced concrete subjected to high temperature. **Journal of Building Engineering**, v. 26, 2019.

OGUZIE, E. E.; ONUOHA, G. N.; ONUCHUKWU, A. I. Inhibitory mechanism of mild steel corrosion in 2 M sulphuric acid solution by methylene blue dye. **Materials Chemistry and Physics**, v. 89, n. 2–3, p. 305–311, 2005.

ONTIVEROS, S. P.; MIGUEL, L. F. F.; RIERA, J. D. Reliability-based optimum design of passive friction dampers in buildings in seismic regions. **Engineering Structures**, v. 190, p. 276–284, 2019.

PAWAR, P. M.; GANGULI, R. **Structural Health Monitoring Using Genetic Fuzzy Systems**. London: Springer London, 2011.

PEREIRA, J. L. J.; CHUMAN, M.; CUNHA, S. S.; GOMES, G. F. Lichtenberg optimization algorithm applied to crack tip identification in thin plate-like structures. **Engineering Computations**, v. 38, n. 1, p. 151–166, 27 jan. 2020.

PEREIRA, J. L. J.; FRANCISCO, M. B.; CUNHA, S. S. DA; GOMES, G. F. A powerful Lichtenberg Optimization Algorithm: A damage identification case study. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 97, 2021.

PÉREZ, C. A.; AMEZQUITA, J. P.; ADELI, H.; VALTIERRA, M.; ROMERO, R. DE J.; DOMINGUEZ, A.; OSORNIO, R. A. Time-frequency techniques for modal parameters identification of civil structures from acquired dynamic signals. **Journal of Vibroengineering**, v. 18, n. 5, p. 3164–3185, 2016.

PÉREZ, C. A.; ROMERO, R. J.; VALTIERRA, M.; CAMARENA, D.; ADELI, H.; AMEZQUITA, J. P. New methodology for modal parameters identification of smart civil structures using ambient vibrations and synchrosqueezed wavelet transform. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 48, p. 1–12, 2015.

PÉREZ, C.; JAEN, A.; VALTIERRA, M.; DOMINGUEZ, A.; OSORNIO, R.; ROMERO, R.; AMEZQUITA, J. A Two-Step Strategy for System Identification of Civil Structures for Structural Health Monitoring Using Wavelet Transform and Genetic Algorithms. **Applied Sciences**, v. 7, n. 2, p. 111, 2017.

RAFIEI, M. H.; ADELI, H. A novel machine learning-based algorithm to detect damage in high-rise building structures. **Structural Design of Tall and Special Buildings**, v. 26, n. 18, 25 dez. 2017.

____. A novel unsupervised deep learning model for global and local health condition assessment of structures. **Engineering Structures**, v. 156, p. 598–607, 2018.

RAMÍREZ, C. P. Instrumentación y monitoreo de estructuras civiles para la obtención de parámetros modales basado en excitaciones ambientales. 2014.

RASTIN, Z.; GHODRATI, G.; DARVISHAN, E. Generative Adversarial Network for Damage Identification in Civil Structures. **Shock and Vibration**, v. 2021, 2021.

RIZZO, P.; ENSHAEIAN, A. Bridge health monitoring in the United States: A review. **Structural Monitoring and Maintenance**, v. 8, n. 1, p. 1–50, 2021.

RYTTER, A. **Vibrational Based Inspection of Civil Engineering Structures**. [s.l: s.n.].

SÁNCHEZ, W. D.; ÁVILA, S. M.; BRITO, J. V. A methodology based on empirical mode decomposition and synchrosqueezed wavelet transform for modal properties identification and damage detection. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 44, n. 11, 1 nov. 2022.

SÁNCHEZ, W. D.; BRITO, J. V.; ÁVILA, S. M. Structural Health Monitoring Using Synchrosqueezed Wavelet Transform on IASC-ASCE Benchmark Phase i. **International Journal of Structural Stability and Dynamics**, v. 20, n. 12, 1 nov. 2020.

SÁNCHEZ, W. E. D.; ÁVILA, S. M.; BRITO, J. L. V. Optimal placement of damping devices in buildings. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 40, n. 7, 2018.

SHAN, J.; ZHANG, H.; SHI, W.; LU, X. Health monitoring and field-testing of high-rise buildings: A review. **Structural Concrete**, v. 21, n. 4, p. 1272–1285, 1 ago. 2020.

SHARIFI, A.; BANAN, M. R. Energy Index Method: Technique for Identification of Structural Damages. **Journal of Structural Engineering**, v. 134, n. 6, p. 1061–1064, jun. 2008.

SHARMA, A.; AMARNATH, M.; KANKAR, P. K. Novel ensemble techniques for classification of rolling element bearing faults. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 39, n. 3, p. 709–724, 2017.

SHARMA, T.; SHARMA, K. K. QRS Complex Detection in ECG Signals Using the Synchrosqueezed Wavelet Transform. **IETE Journal of Research**, v. 62, n. 6, p. 885–892, 1 nov. 2016.

SHOKRANI, Y.; DERTIMANIS, V. K.; CHATZI, E. N.; N. SAVOIA, M. On the use of mode

shape curvatures for damage localization under varying environmental conditions. **Structural Control and Health Monitoring**, v. 25, n. 4, 1 abr. 2018.

SHRIVASTAVA, Y.; SINGH, B. Estimation of stable cutting zone in turning based on empirical mode decomposition and statistical approach. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 40, n. 2, 1 fev. 2018.

SIVASURIYAN, A.; VIJAYAN, D. S.; GÓRSKI, W.; WODZYŃ, Ł.; VAVERKOVÁ, M. D.; KODA, E. Practical implementation of structural health monitoring in multi-story buildings. **Buildings**, v. 11, n. 6, p. 263, 2021.

SOLIMAN, M.; FRANGOPOL, D. M.; KOWN, K. Fatigue Assessment and Service Life Prediction of Existing Steel Bridges by Integrating SHM into a Probabilistic Bilinear S-N Approach. **Journal of Structural Engineering**, v. 139, n. 10, p. 1728–1740, out. 2013.

SU, W. C.; HUANG, C. S.; CHEN, C. H.; LIU, C. Y.; HUANG, H. C.; LE, Q. T. Identifying the Modal Parameters of a Structure from Ambient Vibration Data via the Stationary Wavelet Packet. **Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering**, v. 29, n. 10, p. 738–757, 1 nov. 2014.

SUN, H.; BURTON, H. V.; HUANG, H. **Machine learning applications for building structural design and performance assessment: State-of-the-art review** **Journal of Building Engineering**, 2021. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352710220334495>>. Acesso em: 10 nov. 2022

SUNDARARAJAN, D. **Discrete Wavelet Transform: A Signal Processing Approach**. [s.l.: s.n.].

TAHMOURESI, B.; KOUSHKBAGHI, M.; MONAZAMI, M.; ABBASI, M. T.; NEMATI, P. Experimental and statistical analysis of hybrid-fiber-reinforced recycled aggregate concrete. **Computers and Concrete**, v. 24, n. 3, p. 193–206, 2019.

TANG, K.; ZHOU, X. Evolution algorithm of parametric active contour model based on Gaussian smoothing filter. **Machine Vision and Applications**, v. 33, n. 6, 1 nov. 2022.

THAKUR, G.; BREVDO, E.; FUČKAR, N. S.; WU, H. T. The Synchrosqueezing algorithm for time-varying spectral analysis: Robustness properties and new paleoclimate applications. **Signal Processing**, v. 93, n. 5, p. 1079–1094, 2013.

TOCHAEI, E. N.; FANG, Z.; TAYLOR, T.; BABANAJAD, S.; ANSARI, F. Structural monitoring and remaining fatigue life estimation of typical welded crack details in the Manhattan Bridge. **Engineering Structures**, v. 231, 2021.

TORRENCE, C.; COMPO, G. P. A Practical Guide to Wavelet Analysis. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 79, n. 1, p. 61–78, 1998.

WANG, J.; HUO, L.; LIU, C.; SONG, G. A new acoustic emission damage localization method using synchrosqueezed wavelet transforms picker and time-order method. **Structural Health Monitoring**, v. 20, n. 6, p. 2917–2935, 1 nov. 2021.

WANG, X.; ZHANG, X.; SHAHZAD, M. M. A novel structural damage identification scheme based on deep learning framework. **Structures**, v. 29, p. 1537–1549, 2021.

WEI, H.; WANG, Y.; WANG, Q.; LU, X.; WU, H.; FAN, L.; LI, C.; XIN, X. New bfs retrieval technique for brillouin optical time domain analysis sensor system. **Electronics (Switzerland)**, v. 10, n. 11, 2021.

WU, F.; QU, L. An improved method for restraining the end effect in empirical mode decomposition and its applications to the fault diagnosis of large rotating machinery. **Journal of Sound and Vibration**, v. 314, n. 3–5, p. 586–602, 2008.

XIONG, W.; KONG, B.; TANG, P.; YE, J. Vibration-Based Identification for the Presence of Scouring of Cable-Stayed Bridges. **Journal of Aerospace Engineering**, v. 31, n. 2, 1 mar. 2018.

XU, Y. L.; CHEN, B. Integrated vibration control and health monitoring of building structures using semi-active friction dampers: Part I-methodology. **Engineering Structures**, v. 30, n. 7, p. 1789–1801, 1 jul. 2008.

XU, Y. L.; HE, J. **Smart civil structures**. Taylor & Francis Group, 6000 Broken Sound Parkway NW, Suite 300, Boca Raton, FL 33487-2742: CRC Press, 2017.

XU, Y. L.; ZHANG, J.; LI, J.; WANG, X. M. Stochastic damage detection method for building structures with parametric uncertainties. **Journal of Sound and Vibration**, v. 330, n. 20, p. 4725–4737, 2011.

XUE, Y. J.; CAO, J. X.; ZHANG, G. L.; CHENG, G. H.; CHEN, H. Application of synchrosqueezed wavelet transforms to estimate the reservoir fluid mobility. **Geophysical Prospecting**, v. 66, n. 7, p. 1358–1371, 1 set. 2018.

- YANG, J. N.; LEI, Y.; LIN, S.; HUANG, N. Hilbert-Huang based approach for structural damage detection. **Journal of engineering mechanics**, v. 130, n. 1, p. 85–95, 2004.
- YANG, J.; YANG, F.; ZHOU, Y.; WANG, D.; LI, R.; WANG, G.; CHEN, W. A data-driven structural damage detection framework based on parallel convolutional neural network and bidirectional gated recurrent unit. **Information Sciences**, v. 566, p. 103–117, 2021.
- YIN, T.; ZHU, H. P.; FU, S. J. Damage Identification of Periodically-Supported Structures Following the Bayesian Probabilistic Approach. **International Journal of Structural Stability and Dynamics**, v. 19, n. 1, 1 jan. 2019.
- ZHANG, C. D.; XU, Y. L. Comparative studies on damage identification with Tikhonov regularization and sparse regularization. **Structural Control and Health Monitoring**, v. 23, n. 3, p. 560–579, 1 mar. 2016.
- _____. Structural damage identification via response reconstruction under unknown excitation. **Structural Control and Health Monitoring**, v. 24, n. 8, 1 ago. 2017.
- ZHANG, Y.; YUEN, K. Review of artificial intelligence-based bridge damage detection. **Advances in Mechanical Engineering**, v. 2022, n. 9, p. 1–21, 1 set. 2022.
- ZHOU, Z. Vibration-based damage detection of simple bridge superstructures. 2006.

APÊNDICE A

ESTRUTURAS ANALISADAS

As metodologias propostas para o monitoramento da saúde estrutural foram testadas em duas estruturas de referência. A primeira estrutura foi o Benchmark Fase I construído pelo grupo de SHM da IASC-ASCE. A segunda estrutura é a Ponte Tianjin Yonghe monitorada pelo centro de pesquisa do Instituto de Tecnologia Harbin.

BENCHMARK FASE I

O grupo de Monitoramento da Saúde Estrutural da IASC-ASCE propôs uma estrutura de referência para validação de diferentes abordagens de identificação de danos estruturais. Esta estrutura foi estudada experimentalmente e posteriormente um modelo analítico foi disponibilizado (ver Figura A.1). Neste trabalho, o modelo analítico denominado Datagen desenvolvido em MATLAB foi utilizado.

O modelo analítico do Benchmark Fase I pode ser baixado no seguinte link:

https://datacenterhub.org/dataviewer/view/neesdatabases:db/structural_control_and_monitoring_benchmark_problems/

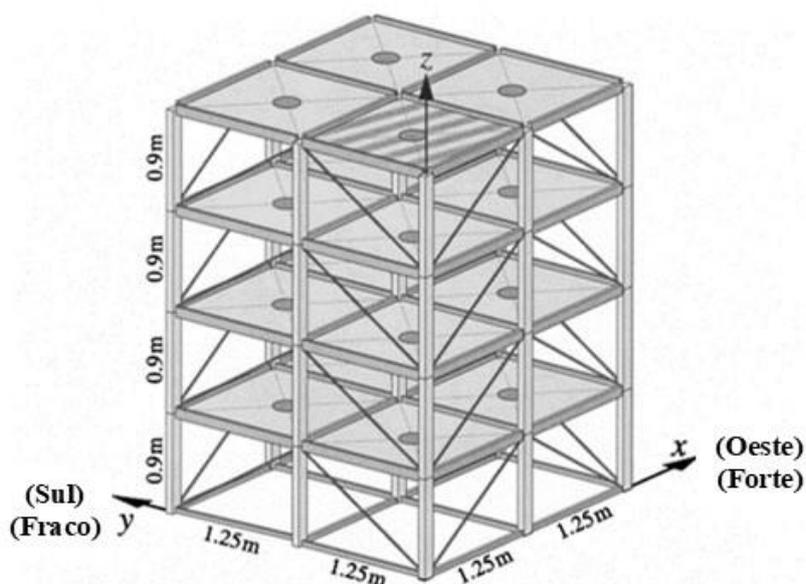


Figura A.1: Modelo analítico do Benchmark – Modificado de Das e Saha (2018)

A estrutura real do Benchmark Fase I foi construída em aço laminado a quente de 300 W com um limite de elasticidade nominal de 300 Mpa, na escala de 1:4 (ver Figura A.2). As dimensões são mostradas na Figura A.1.



Figura A.2: Estrutura real do Benchmark Fase I

Os elementos de aço para o Benchmark foram projetados para um modelo de escala reduzida. As propriedades dos membros estruturais são mostradas na Tabela A.1.

Tabela A.1: Propriedades de membros estruturais

Propriedade	Colunas	Vigas	Contraventamento
Tipo de seção	B100×9	S75×11	L25×25×3
Área da seção transversal	$1,133 \times 10^{-3}$	$1,43 \times 10^{-3}$	$0,141 \times 10^{-3}$
Momento de inércia (direção forte)	$1,97 \times 10^{-6}$	$1,22 \times 10^{-6}$	0
Momento de inércia (Direção fraca)	$0,664 \times 10^{-6}$	$0,249 \times 10^{-6}$	0
Constante de torção de St. Venant	$8,01 \times 10^{-9}$	$38,2 \times 10^{-9}$	0
Módulo de Young	2×10^{11}	2×10^{11}	2×10^{11}
Módulo de cisalhamento	E/2,6	E/2,6	E/2,6
Massa por unidade de volume	7800	7800	7800

Para testar os métodos de detecção de danos, a estrutura Benchmark oferece um total de seis padrões de danos, conforme mostrado na Figura A.3. Os padrões entre (i) e (iv) são considerados de maior dano e de menor dano (v) e (vi) (Das e Saha, 2018).

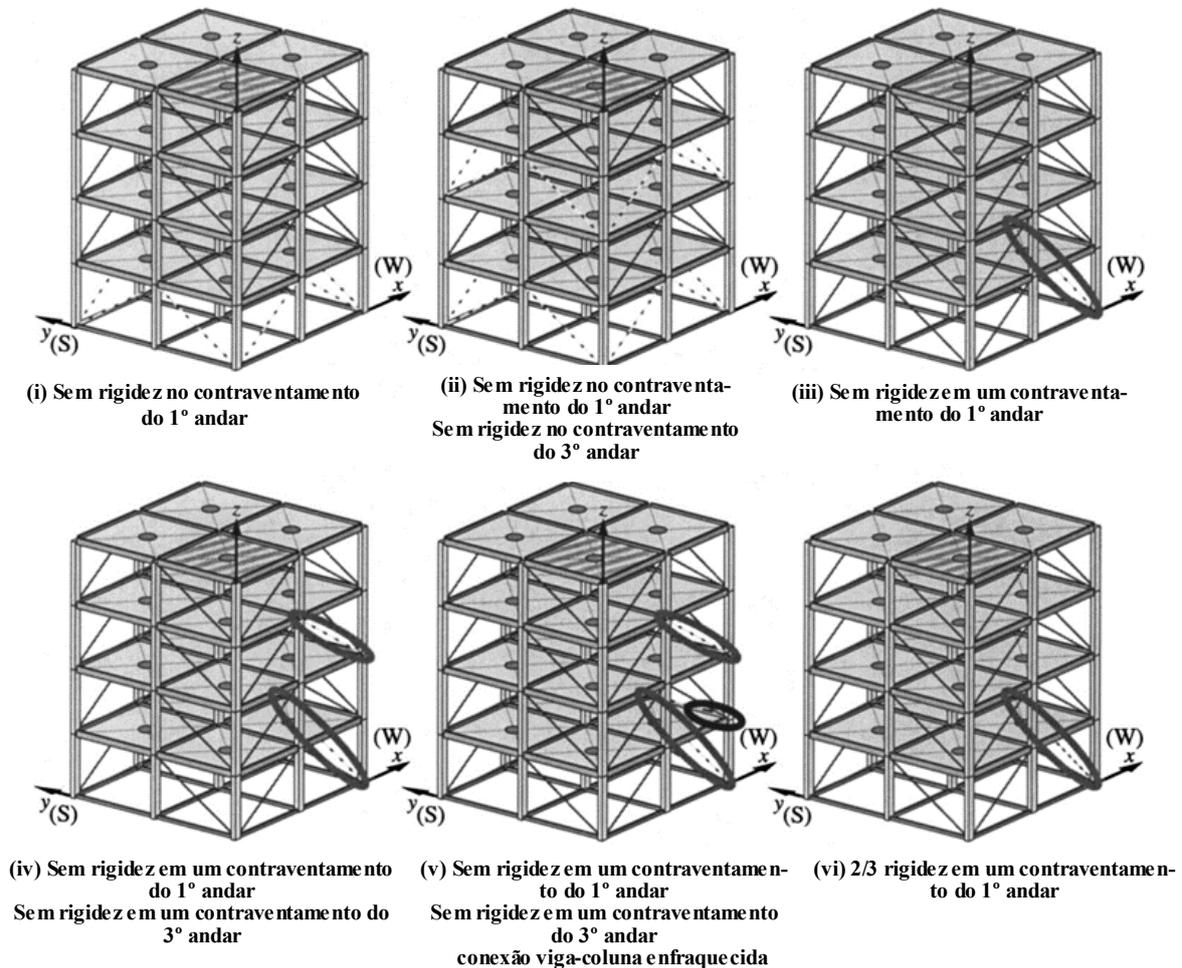


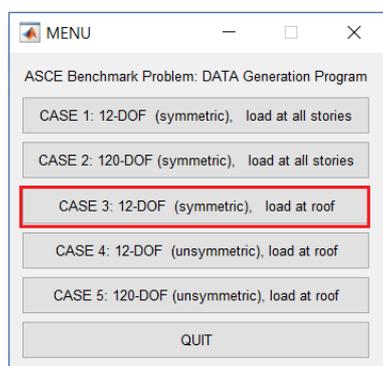
Figura A.3: Padrões de dano – Adaptado de Johnson *et al.* (2004)

O Benchmark considera seis casos de simulação (ver Tabela A.2). Estes casos de simulação estão associados ao tipo de excitação da estrutura, bem como ao ponto de excitação, simetria e assimetria associados à massa da laje e ao número de sensores. No caso 1 (12 DOF) e no caso 2 (120 DOF) a estrutura é excitada em cada um dos andares. A excitação ambiente é modelada como ruído branco Gaussiano filtrado independentemente. No caso 3 a estrutura é excitada no teto, mas apenas a excitação na direção 'y' é considerada. Os casos 4 e 6 consideram assimetria ao substituir uma laje de 400kg no último andar por uma laje de 550kg, mas o caso 6 reduz o número de sensores em 50%. O caso 5 corresponde a um modelo de 120 DOF e ao contrário do caso 6 considera quatro sensores por andar.

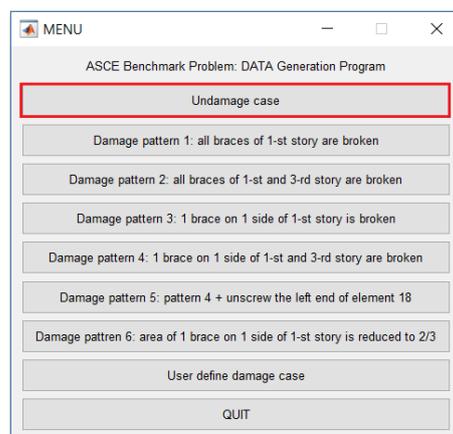
Tabela A.2: Matriz de casos de simulação – Adaptado de Johnson *et al.* (2004)

Descrição	Caso 1 (1D+ruído) (direção fraca)	Caso 2 (+erro modelo)	Caso 3 (excitação no teto)	Caso 4 (3D)	Caso 5 (+erro modelo)	Caso 6 (+sensores limitados)
Modelo de geração de dados:						
(1) Piso rígido (USC 12DOF)	×		×	×		
(2) Pisos rígidos no plano (HKUST 120DOF)		×			×	×
Distribuição em massa:						
(1) Simétrica (quatro massas de 400 kg no teto)	×	×	×			
(2) Assimétrica (três 400 kg, uma de 550 kg)				×	×	×
Excitação:						
(1) Ambiente"	×	×				
(2) Agitador diagonal sobre o teto			×	×	×	×
Modelo ID: <i>Shear building</i> linear 12 DOF	×	×	×	×	×	×
Dados de ID: Quatro sensores/piso com ruído de 10% RMS						
(1) Entrada conhecida	a	a				
(2) Entrada desconhecida	b	b	b	b	b	
(3) Entrada desconhecida; sensores no segundo, quarto andar						c
Padrões de dano: Remova o seguinte:						
(i) Todos os contraventamentos no primeiro pavimento	×	×	×	×	×	×
(ii) Todos os contraventamentos no primeiro e terceiro pavimento	×	×	×	×	×	×
(iii) Um contraventamento no primeiro pavimento				×	×	×
(iv) Um contraventamento no primeiro e terceiro pavimento				×	×	×
(v) Conforme (iv), e solte a viga do piso no primeiro nível					×	×
(vi) 2/3 de rigidez em um contraventamento no primeiro pavimento				×	×	×

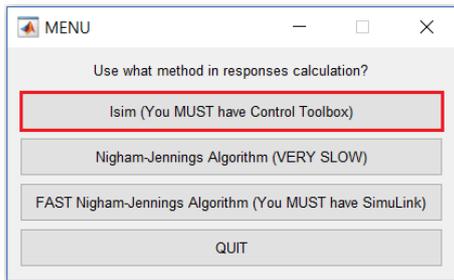
Para obter a resposta estrutural do Benchmark, o Datagen oferece uma interface gráfica com diversas opções que envolvem o caso de simulação, tipo de dano e características do sinal como ruído, frequência de amostragem, tempo, entre outros (ver Figura A.4).



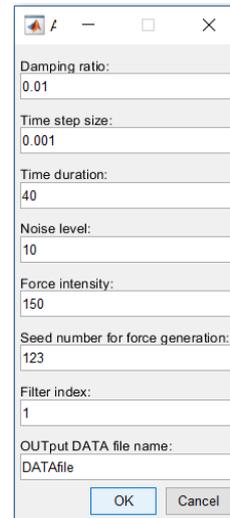
(a) Caso de análise



(b) Cenário de dano



(c) Rotina de integração



(d) Quantidades numéricas

Figura A.4: Interface gráfica do DATAGEN (em inglês) - Fonte: Johnson *et al.* (2004)

PONTE TIANJIN YONGHE

O centro de monitoramento e controle estrutural do Instituto de Tecnologia Harbin, disponibilizou o estudo realizado na ponte estaiada Tianjin Yonghe localizada na China continental. O estudo inclui um modelo de elementos finitos (ver Figura A.5) e dados de monitoramento. Esta informação pode ser consultada no site <http://smc.hit.edu.cn/> ou solicitando via e-mail para lihui@hit.edu.cn.

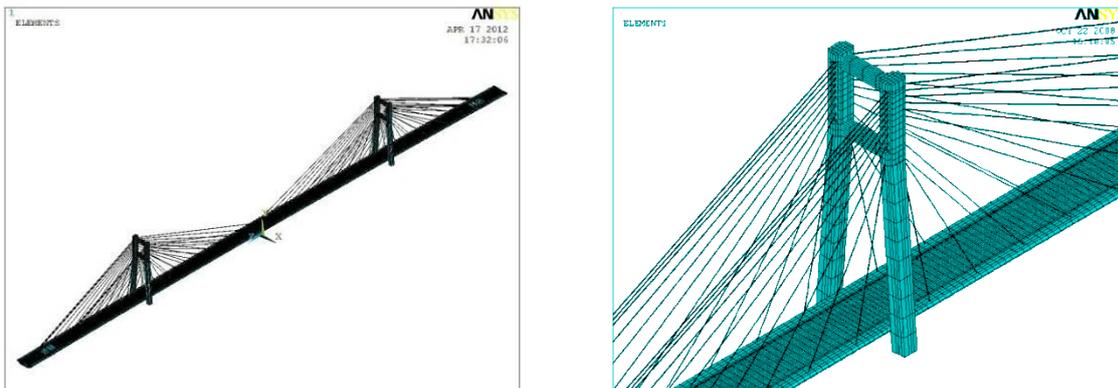


Figura A.5: FEM tridimensional da ponte estaiada - Fonte: Li *et al.* (2014)

O estudo está dividido em dois problemas de referência, o primeiro trata da avaliação do estado dos estais (ver Figura A.6) e o segundo da detecção de danos nas vigas da ponte (ver Figura A.7). Neste trabalho foram utilizados os registros de aceleração da ponte associados ao segundo problema de referência.



Figura A.6: Corrosão visível dos cabos - Fonte: Li *et al.* (2014)

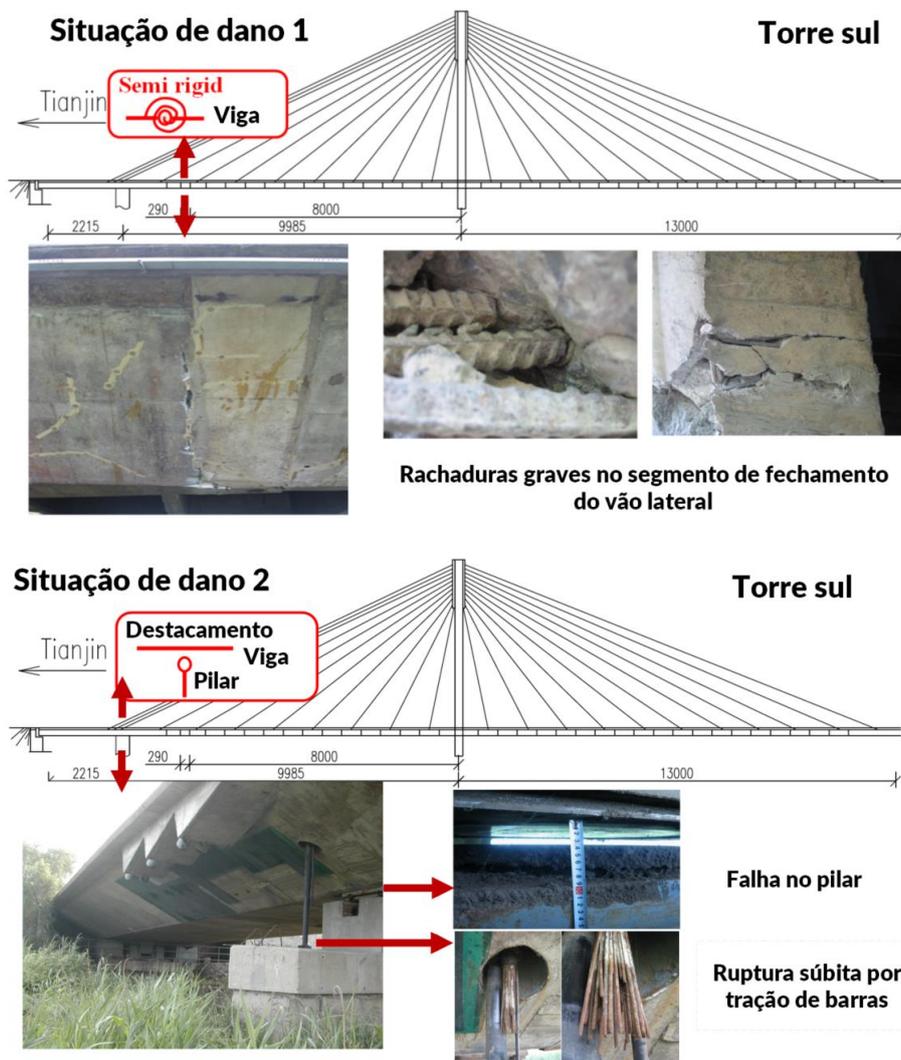
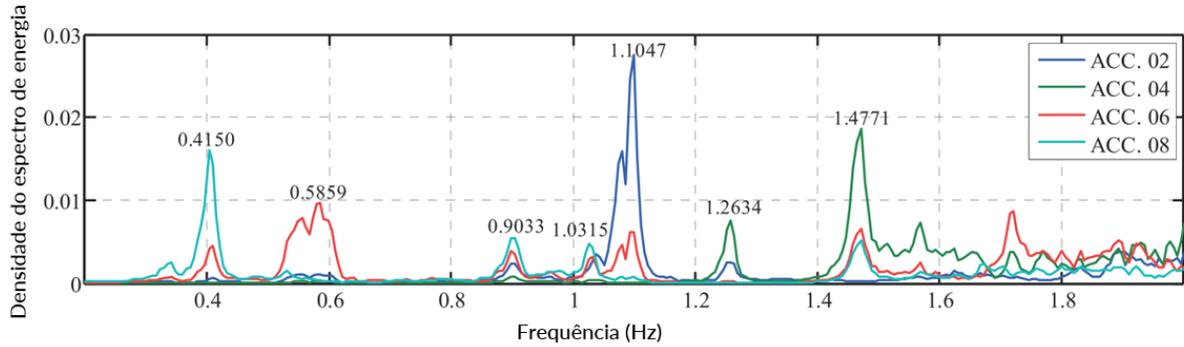


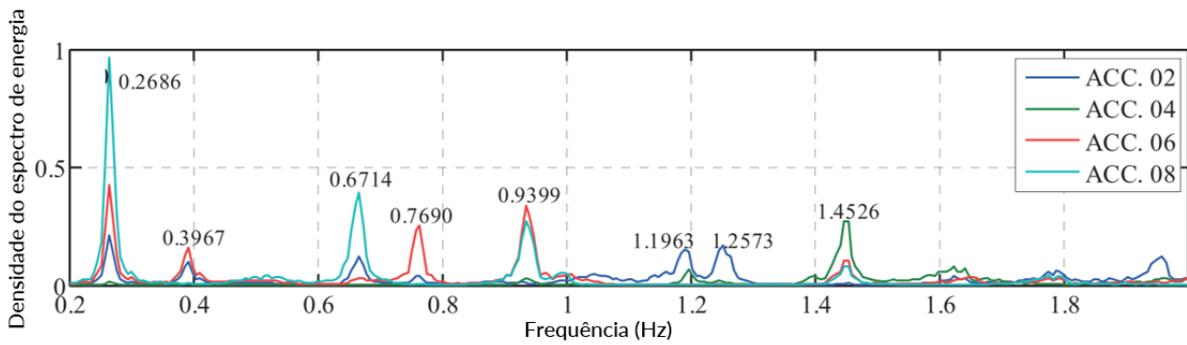
Figura A.7: Padrões de danos detectados - Fonte: Li *et al.* (2014)

A Ponte Tianjin Yonghe foi reparada entre 2005 e 2007. Li *et al.* (2014) estabeleceram o estado saudável da ponte em 17 de janeiro de 2008 (ver Figura A.8.a) e danificada em 31 de

julho de 2008 (ver Figura A.8.b). Os autores identificaram todo o conteúdo de frequência usando quatro sensores (2, 4, 6 e 8) a partir dos registros obtidos *in situ*.



(a) 17 janeiro de 2008 – Estado saudável



(b) 31 de julho de 2008 – Estado danificado

Figura A.8: Função de resposta de frequência - Fonte: Li *et al.* (2014)

APÊNDICE B

CÓDIGOS EM MATLAB R2022a

As metodologias propostas neste trabalho foram desenvolvidas na linguagem de programação MATLAB. Alguns dos algoritmos utilizados são de acesso público e foram adaptados às necessidades do projeto.

DECOMPOSIÇÃO DE MODO EMPÍRICO (EMD)

O algoritmo utilizado para a técnica EMD foi desenvolvido por Goncalves, Rilling e Flandrin (2003). Neste trabalho o código foi utilizado sem nenhuma modificação. No link a seguir é possível baixar o código e informações adicionais sobre o método.

<http://perso.ens-lyon.fr/patrick.flandrin/emd.html>

SUAVIZAÇÃO GAUSSIANA (SG)

A técnica de Suavização Gaussiana usada nesta tese foi programada por Cohen (2017). Neste trabalho foi feita uma adaptação às linhas de código incorporando o Critério de Informação Bayesiano (BIC) para o cálculo da amplitude do kernel gaussiano na metade da altura. As linhas de código são mostradas a seguir:

```
% Criado por: mikexcohen.com
% Adaptado por: Wilson Emilio David Sanchez
%
function xg = gaussian_smooth(x)
% tamanho do sinal
n = length(x);

% possível ordens
orders = (5:50)';

% soma dos erros quadrados (sse está reservado!)
sse1 = zeros(length(orders),1);

% percorrer ordens
for ri=1:length(orders)
    k = orders(ri)*2;
    gtime = (-k:k);
    % criar janela gaussiana
    gauswin = exp( -(4*log(2)*gtime.^2) / (orders(ri))^2 );

    % normalizar gaussiano para unidade de energia
    gauswin = gauswin / sum(gauswin);

    % inicializar vetor de sinal filtrado
    filtsigG = x';

    % implemente o filtro de média em execução
```

```

for i=k+1:n-k-1
    % cada ponto é a média ponderada de k pontos circundantes
    filtsigG(i) = sum( x(i-k:i+k)'.*gauswin );
end

% calcular o ajuste do modelo aos dados (soma dos erros quadrados)
sse1(ri) = sum( (filtsigG-x').^2 )/n;
end

% critério de informação Bayesiano
bic = n*log(sse1) + orders*log(n);

[pks,locs1]=min(abs(bic));
locfp = locs1+min(orders)-1;
locs = min(locfp);
% Nota: Dado o caso que o método não converge. Visualize a 'figure(1)'
% e escolha manualmente o melhor valor que se ajusta ao sinal analisado.
% locs = 8

% Figura representando a largura de banda gaussiana
figure(1)
plot(orders, abs(bic), 'linew',1.2); xlabel('FWHM (seg)'); ylabel('BIC');

% Largura do kernel gaussiano
k = 2*locs;
gtime = (-k:k);

% Procedimiento ótimo
% criar janela gaussiana
gauswin = exp( -(4*log(2)*gtime.^2) / locs^2 );

% calcular FWHM empírico
pstPeakHalf = k+dsearchn(gauswin(k+1:end)',.5);
prePeakHalf = dsearchn(gauswin(1:k)',.5);

empFWHM = gtime(pstPeakHalf) - gtime(prePeakHalf);

% Graficar a janela gaussiana
figure(), clf, hold on
plot(gtime,gauswin,'ko-', 'markerfacecolor','w', 'linew',2)
plot(gtime([prePeakHalf pstPeakHalf]),gauswin([prePeakHalf
pstPeakHalf]),'m', 'linew',3); xlabel('Tempo (seg)'); ylabel('Amplitude
(norm.)');

% normalizar gaussiano para unidade de energia
gauswin = gauswin / sum(gauswin);

% implementar o filtro
% inicializar vetor de sinal filtrado
filtsigG = x';

% implemente o filtro de média em execução
for i=k+1:n-k-1
    % cada ponto é a média ponderada de k pontos circundantes
    filtsigG(i) = sum( x(i-k:i+k)'.*gauswin );
end

xg = filtsigG;

% fim.

```

TRANSFORMADA WAVELET SINCRONIZADA

O MATLAB fornece uma função para calcular a Transformada Wavelet Sincronizada de um sinal, a função se chama `wsst`. Neste trabalho foi feita uma cópia para incluir a wavelet proposta e foi chamada de `wsst1`. A função é mostrada a seguir.

```
function [sst,f] = wsst1(x,varargin)
%Wavelet Synchrosqueezed Transform
% SST = wsst(X) returns the wavelet synchrosqueezed transform for the 1-D
% real-valued signal, X. X must have at least 4 samples. The
% synchrosqueezed transform uses 32 voices per octave and the number of
% octaves is floor(log2(numel(X)))-1. The transform uses the analytic
% Morlet wavelet by default. SST is a Na-by-N matrix where Na is the
% number of scales, 32*(floor(log2(numel(X)))-1), and N is the number of
% samples in X.
%
% [SST,F] = wsst(X) returns a vector of frequencies, F, in cycles/sample
% corresponding to the rows of SST.
%
% [...] = wsst(X,Fs) specifies the sampling frequency, Fs, in hertz as a
% positive scalar. If you specify the sampling frequency, WSST returns
% the frequencies in hertz.
%
% [...] = wsst(X,Ts) uses the positive duration, Ts, to compute the
% scale-to-frequency conversion, F. Ts is the time between samples of X.
% F has units of cycles/unit time where the unit of time is the same time
% unit as the duration.
%
% [...] = wsst(...,WAV) uses the analytic wavelet specified by WAV to
% compute the synchrosqueezed transform. Valid choices for WAV are
% 'amor' and 'bump' for the analytic Morlet and bump wavelet. If
% unspecified, WAV defaults to 'amor'.
%
% [...] = wsst(...,'VoicesPerOctave',NV) specifies the number of voices
% per octave as a positive even integer between 10 and 48. The number of
% scales is the product of the number of voices per octave and the number
% of octaves. If unspecified, NV defaults to 32 voices per octave. You
% can specify the 'VoicesPerOctave' name-value pair anywhere in the input
% argument list after the signal X.
%
% [...] = wsst(...,'ExtendSignal',EXTENDFLAG) specifies whether to
% symmetrically extend the signal by reflection to mitigate boundary
% effects. EXTENDFLAG can be one of the following options [ true |
% {false}]. If unspecified, EXTENDSIGNAL defaults to false. You can
% specify the 'ExtendSignal' name-value pair anywhere in the input
% argument list after the signal X.
%
% wsst(...) with no output arguments plots the wavelet synchrosqueezed
% transform as a function of time and frequency. If you do not specify a
% sampling frequency or interval, the synchrosqueezed transform is
% plotted in cycles/sample. If you supply a sampling frequency, Fs, the
% synchrosqueezed transform is plotted in hertz. If you supply a duration
% as a sampling interval, the synchrosqueezed transform is plotted
% in cycles/unit time where the time unit is the same as the duration.
%
```

```

% % Example 1:
% % Obtain the wavelet synchrosqueezed transform of a quadratic chirp.
% % The chirp is sampled at 1000 Hz.
% load quadchirp;
% [sst,f] = wsst(quadchirp,1000);
% hp = pcolor(tquad,f,abs(sst));
% hp.EdgeColor = 'none';
% title('Wavelet Synchrosqueezed Transform');
% xlabel('Time'); ylabel('Hz');
%
% % Example 2:
% % Obtain the wavelet synchrosqueezed transform of the sunspot
% % data. Specify the sampling interval to be 1 for one sample per
% % year.
% load sunspot.dat;
% wsst(sunspot(:,2),years(1))
%
% See also iwsst, wsstridge, duration

% Copyright 2016-2018 The MathWorks, Inc.
narginchk(1,8);
nbSamp = numel(x);
x = x(:)';
validateattributes(x,{'double'},{'row','finite','real'},'wsst','X');
if numel(x)<4
    error(message('Wavelet:synchrosqueezed:NumInputSamples'));
end
params = parseinputs(nbSamp,varargin{:});
nv = params.nv;
noct = params.noct;
% Create scale vector
na = noct*params.nv;

% If sampling frequency is specified, dt = 1/fs
if (isempty(params.fs) && isempty(params.Ts))
    % The default is 1 for normalized frequency
    dt = params.dt;
    Units = '';
elseif (~isempty(params.fs) && isempty(params.Ts))
    % Accept the sampling frequency in hertz
    fs = params.fs;
    dt = 1/fs;
    Units = '';
elseif (isempty(params.fs) && ~isempty(params.Ts))
    % Get the dt and Units from the duration object
    [dt,Units] = getDurationandUnits(params.Ts);

end

a0 = 2^(1/nv);
scales = a0.^(1:na);
NbSc = numel(scales);

% Construct time series to analyze, pad if necessary
meanSIG = mean(x);
x = x - meanSIG;
NumExten = 0;

if params.pad

```

```

    %Pad the time series symmetrically
    np2 = nextpow2(nbSamp);
    NumExten = 2^np2-nbSamp;
    x = wextend('ld', 'symw', x, NumExten, 'b');
end

%Record data length plus any extension
N = numel(x);

%Create frequency vector for CWT computation
omega = (1:fix(N/2));
omega = omega.*((2.*pi)/N);
omega = [0., omega, -omega(fix((N-1)/2):-1:1)];

% Compute FFT of the (padded) time series
xdft = fft(x);
[psift,dpsift] = sstwaveft(params.WAV,omega,scales,params.wavparam);

%Obtain CWT coefficients and derivative
cwtcfs = ifft(repmat(xdft,NbSc,1).*psift,[],2);
dcwtcfs = ifft(repmat(xdft,NbSc,1).*dpsift,[],2);

%Remove padding if any
cwtcfs = cwtcfs(:,NumExten+1:end-NumExten);
dcwtcfs = dcwtcfs(:,NumExten+1:end-NumExten);

%Compute the phase transform
phasetf = imag(dcwtcfs./cwtcfs)./(2*pi);

% Threshold for synchrosqueezing
phasetf(abs(phasetf)<params.thr) = NaN;

% Create frequency vector for output
log2Nyquist = log2(1/(2*dt));
log2Fund = log2(1/(nbSamp*dt));
freq = 2.^linspace(log2Fund,log2Nyquist,na);

Tx = 1/nv*sstalgo(cwtcfs,phasetf,params.thr);

if (nargout == 0)
    plotsst(Tx,freq,dt,params.engunitflag,params.normalizedfreq,Units);
else
    sst = Tx;
    f = freq;
end

%-----
function [wft,dwft] = sstwaveft(WAV,omega,scales,wavparam)
% Admissible wavelets are:
% - MORLET wavelet (A) - 'morl':
%     PSI_HAT(s) = exp(-(s-s0).^2/2) * (s>0)
%     Parameter: s0, default s0 = 6.
% - Bump wavelet: 'bump':
%     PSI_HAT(s) = exp(1-(1/((s-mu)^2./sigma^2))).*(abs((s-mu)/sigma)<1)
%     Parameters: mu,sigma.
%     default: mu=5, sigma = 0.6.
% Normalized to have unit magnitude at the peak frequency of the wavelet

```

```

NbSc = numel(scales);
NbFrq = numel(omega);
wft = zeros(NbSc,NbFrq);

switch WAV
    case 'amor'
        cf = wavparam;
        for jj = 1:NbSc
            expnt = -(scales(jj).*omega - cf).^2/2.*(omega > 0);
            wft(jj,:) = exp(expnt).*(omega > 0);
        end

    case 'bump'
        mu = wavparam(1);
        sigma = wavparam(2);
        for jj = 1:NbSc
            w = (scales(jj)*omega-mu)./sigma;
            expnt = -1./(1-w.^2);
            daughter = exp(1)*exp(expnt).*(abs(w)<1-eps(1));
            daughter(isnan(daughter)) = 0;
            wft(jj,:) = daughter;
        end

    case 'proposta'
        cf = wavparam(1);
        mu = wavparam(2);
        sigma = wavparam(3);
        for jj = 1:NbSc
            % amor
            expnt_amor = -(scales(jj).*omega - cf).^2/2.*(omega > 0);
            % bump
            w = (scales(jj)*omega-mu)./sigma.*(omega > 0);
            expnt = -1./(1-w.^2);
            daughter = exp(1)*exp(expnt).*(abs(w)<1-eps(1));
            daughter(isnan(daughter)) = 0;
            % amor x bump
            wft(jj,:) = daughter.*(exp(expnt_amor).*(omega > 0));
        end

end

%Compute derivative
omegaMatrix = repmat(omega,NbSc,1);
dwft = 1j*omegaMatrix.*wft;

%-----
function plotsst(Tx,F,dt,engunitflag,isfreqnormalized,Units)

if ~isempty(Units)
    freqUnits = Units(1:end-1);
end

t = 0:dt:(size(Tx,2)*dt)-dt;
if engunitflag && isfreqnormalized
    frequnitstrs = wgetfrequnitstrs;
    freqlbl = frequnitstrs{1};
    xlabel = 'Samples';
elseif engunitflag && ~isfreqnormalized
    [F,~,uf] = engunits(F,'unicode');
    freqlbl = wgetfreqlbl([uf 'Hz']);
    [t,~,ut] = engunits(t,'unicode','time');
end

```

```

        xlabel = [getString(message('Wavelet:getfrequentstrs:Time')) ' (' ut
    ')'];

else
    freqlbl = getString(message('Wavelet:synchrosqueezed:FreqLabel'));
    freqlbl = ...
        [freqlbl '/' freqUnits ''];
    xlabel = getString(message('Wavelet:synchrosqueezed:Time'));
    xlabel = [xlabel ' (' Units ')'];
end

h = pcolor(t,F,abs(Tx));
h.EdgeColor = 'none';
shading interp;
ylabel(freqlbl); xlabel(xlbl);
title(getString(message('Wavelet:synchrosqueezed:SynchrosqueezedTitle')));

%-----
function params = parseinputs(nbSamp,varargin)
% Set defaults.
params.fs = [];
params.dt = 1;
params.Ts = [];
params.sampinterval = false;
params.engunitflag = true;
params.WAV = 'amor';
params.wavparam = 6;
params.thr = 1e-8;
params.nv = 32;
params.noct = floor(log2(nbSamp))-1;
params.pad = false;
params.normalizedfreq = true;

[varargin{:}] = convertStringsToChars(varargin{:});
% Error out if there are any calendar duration objects
tfcalendarDuration = cellfun(@iscalendarduration,varargin);
if any(tfcalendarDuration)
    error(message('Wavelet:FunctionInput:CalendarDurationSupport'));
end

tfsampinterval = cellfun(@isduration,varargin);

if (any(tfsampinterval) && nnz(tfsampinterval) == 1)
    params.sampinterval = true;
    params.Ts = varargin{tfsampinterval>0};
    if (numel(params.Ts) ~= 1) || params.Ts <= 0 || isempty(params.Ts)
        error(message('Wavelet:FunctionInput:PositiveScalarDuration'));
    end

    params.engunitflag = false;
    params.normalizedfreq = false;
    varargin{tfsampinterval} = [];
end

%Look for Name-Value pairs
numvoices = find(strncmpi('voicesperoctave',varargin,1));

if any(numvoices)

```

```

    params.nv = varargin{numvoices+1};
    %validate the value is logical
    validateattributes(params.nv,{'numeric'},{'positive','scalar',...
        'even','>=',10,'<=',48},'wsst','VoicesPerOctave');
    varargin(numvoices:numvoices+1) = [];
    if isempty(varargin)
        return;
    end
end

extendsignal = find(strncmpi('extendsignal',varargin,1));

if any(extendsignal)
    params.pad = varargin{extendsignal+1};

    if ~isequal(params.pad,logical(params.pad))
        error(message('Wavelet:FunctionInput:Logical'));
    end
    varargin(extendsignal:extendsignal+1) = [];
    if isempty(varargin)
        return;
    end
end

% Only scalar left must be sampling frequency or sampling interval
% Only scalar left must be sampling frequency
tfsampfreq = cellfun(@(x) (isscalar(x) && isnumeric(x)),varargin);

if (any(tfsampfreq) && (nnz(tfsampfreq) == 1) && ~params.sampinterval)
    params.fs = varargin{tfsampfreq};
    validateattributes(params.fs,{'numeric'},{'positive'},'wsst','Fs');
    params.normalizedfreq = false;
    params.engunits = true;
elseif any(tfsampfreq) && params.sampinterval
    error(message('Wavelet:FunctionInput:SamplingIntervalOrDuration'));
elseif nnz(tfsampfreq)>1
    error(message('Wavelet:FunctionInput:Invalid_ScalNum'));
end

%Only char variable left must be wavelet
tfwav = cellfun(@(x) ischar(x),varargin);
if (nnz(tfwav) == 1)
    params.WAV = varargin{tfwav>0};
    params.WAV =
validatestring(params.WAV,{'bump','amor','proposta'},'wsst','WAV');
elseif nnz(tfwav)>1
    error(message('Wavelet:FunctionInput:InvalidChar'));
end

if strncmpi(params.WAV,'bump',1)
    params.wavparam = [5 0.6];
end
% Dados para a wavelet proposta
if strncmpi(params.WAV,'proposta',1)
    params.wavparam = [6 5 0.6];
end

```

```

%-----
function Tx = sstalgo(cwtcfs,phasetf,gamma)

M = size(cwtcfs,1);
N = size(cwtcfs,2);
log2Fund = log2(1/N);
log2Nyquist = log2(1/2);
iRow = real(1 + floor(M/(log2Nyquist-log2Fund)*(log2(phasetf)-log2Fund)));
idxphasetf = find(iRow>0 & iRow<=M & ~isnan(iRow));
idxcwtcfs = find(abs(cwtcfs)>gamma);
idx = intersect(idxphasetf,idxcwtcfs);
iCol = repmat(1:N,M,1);
Tx = accumarray([iRow(idx) iCol(idx)],cwtcfs(idx),size(cwtcfs));

```

CODIGO PARA ARTIGO 1 (SEÇÃO 4.1)

```

% *****
% Autor: Wilson Emilio David Sanchez
% Universidade de Brasília
% Programa de Estruturas e Construção Civil - PECC
% Data: 2022
% Artigo 3: Seção 4.3 da Tese
% *****
clear all; close all; clc;

%% Leitura do sinal
load('Case3_UD_40s.mat');
% Localização do sensor
sensor_x = 15;
% Registro em sensor 15
x = acc(:,sensor_x);
% Localização do sensor
sensor_y = 16;
% Registro em sensor 16
y = acc(:,sensor_y);

% Sinal sensor 15 direção x
% Diferencial de tempo
dt_x = 0.001;
% Vetor de tempo definido no Benchmark
t_x=0:dt:length(x)*dt-dt;
% Figura 4.1.4(a)
figure
plot(t_x,x)
xlabel('Tempo (seg)');
ylabel('Amplitude (g)');
title('Sensor 15 (direção x)')

% Sinal sensor 16 direção y
% Diferencial de tempo
dt_y = 0.001;
% Vetor de tempo definido no Benchmark
t_y=0:dt:length(y)*dt-dt;
% Figura 4.1.4(b)
figure
plot(t_y,y)
xlabel('Tempo (seg)');
ylabel('Amplitude (g)');

```

```

title('Sensor 16 (direção y)')

%% Transformada Wavelet Sincronizada (SWT)
% Wavelet mãe
mae = 'amor';
% Vozes por oitava
vPO = 32;
% Transformada wavelet
[sst_x,f_x] = wsst(x,'VoicesPerOctave',vPO,mae,1/dt_x);
[sst_y,f_y] = wsst(y,'VoicesPerOctave',vPO,mae,1/dt_y);

%Função de resposta de frequência
% Figura 4.1.5(a)
figure
plot(f_x,mean(abs(sst_x)'));
xlim([0 100]); ylim([0 0.2]);
xlabel('Frequência (Hz)');
ylabel('$\overline{\text{SWT}}$', 'Interpreter','latex');
title('Sensor 15 (direção x)')

%Função de resposta de frequência
% Figura 4.1.5(b)
figure
plot(f_y,mean(abs(sst_y)'));
xlim([0 100]); ylim([0 0.2]);
xlabel('Frequência (Hz)');
ylabel('$\overline{\text{SWT}}$', 'Interpreter','latex');
title('Sensor 16 (direção y)')

%fim

```

CODIGO PARA ARTIGO 2 (SEÇÃO 4.2)

```

% *****
% Autor: Wilson Emilio David Sanchez
% Universidade de Brasília
% Programa de Estruturas e Construção Civil - PECC
% Data: 2022
% Artigo 2: Seção 4.2 da Tese
% *****
clear all; close all; clc;

%% EXERCICIO DO BENCHMARK FASE I

% Criação do sinal na direção x
sensor = 15;
% Leitura do sinal sem dano (duração de 20seg)
load('Case3_UD_20s.mat');
% Registro em sensor 15 para o sinal sem dano
x1 = acc(:,sensor);
% Registro em sensor 15 para o sinal com dano tipo (ii) (duração de 20seg)
load('Case3_D2_20s.mat');
% Registro em sensor 15 para o sinal com dano
x2 = acc(:,sensor);
% Sinal completo na direção 'x' composto de uma parte sem dano e outra com
dano
xT = [x1;x2];

```

```

% Criação do sinal na direção y
sensor = 16;
% Leitura do sinal sem dano (duração de 20seg)
load('Case3_UD_20s.mat');
% Registro em sensor 16 para o sinal sem dano
y1 = acc(:,sensor);
% Registro em sensor 16 para o sinal com dano tipo (ii) (duração de 20seg)
load('Case3_D2_20s.mat');
% Registro em sensor 16 para o sinal com dano
y2 = acc(:,sensor);
% Sinal completo na direção 'y' composto de uma parte sem dano e outra com
dano
yT = [y1;y2];

% Dados de entrada
% Diferencial de tempo
dt = 0.001;
% Vetor de tempo definido no Benchmark
t=0:dt:length(xT)*dt-dt;
% Delta de tempo para interpolação
dti = 0.01;

% Grafico sinal completo (Figura 4.2.5)
% {
% Figura 4.2.5(a)
figure()
plot(t,xT)
xlabel('Tempo (seg)');
ylabel('Amplitude (g)');
xlim([0 max(t)]); ylim([-12 10]);
title('Sensor 15 (Direção x)')
hold on
plot([0 20],[-10 -10],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2); text(10,-
9,'Sinal sem dano','HorizontalAlignment','center')
plot([20 40],[-10 -10],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2); text(30,-
9,'Sinal com dano','HorizontalAlignment','center')
hold off

% Figura 4.2.5(b)
figure()
plot(t,yT)
xlabel('Tempo (seg)');
ylabel('Amplitude (g)');
xlim([0 max(t)]); ylim([-12 10]);
title('Sensor 16 (Direção y)')
hold on
plot([0 20],[-10 -10],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2); text(10,-
9,'Sinal sem dano','HorizontalAlignment','center')
plot([20 40],[-10 -10],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2); text(30,-
9,'Sinal com dano','HorizontalAlignment','center')
hold off
%}

%% Transformada Wavelet Sincronizada (SWT)

% Análise aplicando solamente SWT
% {

% Wavelet mãe

```

```

motherWave = 'bump'; % Escolher entre: 'amor', 'bump', 'proposta'
% Vozes por oitava (varia entre 10 e 48)
vPO = 42;
% -----
% Direção x - Sensor 15
% Transformada Wavelet Sincronizada - Sinal completo
[sst,fw] = wsst(xT, 'VoicesPerOctave',vPO,motherWave,1/dt);
% Transformada Wavelet Sincronizada - Sinal sem dano
[sst_sd,fw_sd] = wsst(x1, 'VoicesPerOctave',vPO,motherWave,1/dt);
% Transformada Wavelet Sincronizada - Sinal com dano
[sst_cd,fw_cd] = wsst(x2, 'VoicesPerOctave',vPO,motherWave,1/dt);

% Interpolação do sinal completo
dfw = min(fw):dti:max(fw);
dsst = interp1(fw,mean(abs(sst)'),dfw,'spline');
% Interpolação do sinal sem dano
dfw_sd = min(fw_sd):dti:max(fw_sd);
dsst_sd = interp1(fw_sd,mean(abs(sst_sd)'),dfw_sd,'spline');
% Interpolação do sinal com dano
dfw_cd = min(fw_cd):dti:max(fw_cd);
dsst_cd = interp1(fw_cd,mean(abs(sst_cd)'),dfw_cd,'spline');

% Figura 4.2.6
figure
subplot(2,2,1)
contour(t,fw,abs(sst)); axis([0 max(t) 0 100]);
xlabel('Tempo (seg)'); ylabel('Frequência (Hz)');title('a');
subplot(2,2,2)
plot(dfw,dsst);
xlim([0 100]); xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel('Média de |SWT|');
title('b');
subplot(2,2,[3 4])
plot(dfw_sd,dsst_sd);
hold on
plot(dfw_cd,dsst_cd);
hold off
xlim([0 100]); xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel('Média de|SWT|');
title('c');
legend('Sinal sem dano (0-20)seg','Sinal com dano (20-40)seg')

% -----
% Direção y - Sensor 16
[sst,fw] = wsst(yT, 'VoicesPerOctave',vPO,motherWave,1/dt); % Sinal
completo
[sst_sd,fw_sd] = wsst(y1, 'VoicesPerOctave',vPO,motherWave,1/dt); % Sinal
sem dano
[sst_cd,fw_cd] = wsst(y2, 'VoicesPerOctave',vPO,motherWave,1/dt); % Sinal
com dano

% Interpolação do sinal completo
dfw = min(fw):dti:max(fw);
dsst = interp1(fw,mean(abs(sst)'),dfw,'spline');
% Interpolação do sinal sem dano
dfw_sd = min(fw_sd):dti:max(fw_sd);
dsst_sd = interp1(fw_sd,mean(abs(sst_sd)'),dfw_sd,'spline');
% Interpolação do sinal com dano
dfw_cd = min(fw_cd):dti:max(fw_cd);
dsst_cd = interp1(fw_cd,mean(abs(sst_cd)'),dfw_cd,'spline');

% Figura 4.2.7
figure

```

```

subplot(2,2,1)
contour(t,fw,abs(sst)); axis([0 max(t) 0 100]);
xlabel('Tempo (seg)'); ylabel('Frequência (Hz)');title('a');
subplot(2,2,2)
plot(dfw,dsst);
xlim([0 100]); xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel('Média de |SWT|');
title('b');
subplot(2,2,[3 4])
plot(dfw_sd,dsst_sd);
hold on
plot(dfw_cd,dsst_cd);
hold off
xlim([0 100]); xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel('Média de |SWT|');
title('c');
legend('Sinal sem dano (0-20)seg','Sinal com dano (20-40)seg')

%}

%% Aplicação da Metodologia (EMD + SWT + spline)
% Análise do sinal completo

% {
%Wavelet mãe
mae = 'bump'; % Escolher entre: 'amor', 'bump', 'proposta'
% Vozes por oitava (varia ente 10 e 48)
vPO = 42;
% sinal completo (deve escolher a direção)
sinal = xT; % xT: sensor 15, yT:sensor 16
% Decomposição de modo empirico
[imf,ort,nbits] = emd(sinal);
% Funções de modo Intrínseco (IMF)
[sst2,fw2] = wsst(imf(2,:), 'VoicesPerOctave',vPO,mae,1/dt);
[sst3,fw3] = wsst(imf(3,:), 'VoicesPerOctave',vPO,mae,1/dt);
[sst4,fw4] = wsst(imf(4,:), 'VoicesPerOctave',vPO,mae,1/dt);
[sst5,fw5] = wsst(imf(5,:), 'VoicesPerOctave',vPO,mae,1/dt);
[sst6,fw6] = wsst(imf(6,:), 'VoicesPerOctave',vPO,mae,1/dt);
[sst7,fw7] = wsst(imf(7,:), 'VoicesPerOctave',vPO,mae,1/dt);

% Interpolação das IMFs
% IFM 2
fw_2 = min(fw2):dti:max(fw2);
sst_2 = interp1(fw2,mean(abs(sst2)'),fw_2,'spline');
% IFM 3
fw_3 = min(fw3):dti:max(fw3);
sst_3 = interp1(fw3,mean(abs(sst3)'),fw_3,'spline');
% IFM 4
fw_4 = min(fw4):dti:max(fw4);
sst_4 = interp1(fw4,mean(abs(sst4)'),fw_4,'spline');
% IFM 5
fw_5 = min(fw5):dti:max(fw5);
sst_5 = interp1(fw5,mean(abs(sst5)'),fw_5,'spline');
% IFM 6
fw_6 = min(fw6):dti:max(fw6);
sst_6 = interp1(fw6,mean(abs(sst6)'),fw_6,'spline');
% IFM 7
fw_7 = min(fw7):dti:max(fw7);
sst_7 = interp1(fw7,mean(abs(sst7)'),fw_7,'spline');

% Figura 4.2.8 (direção x) e 4.2.9 (direção y)
figure

```

```

subplot(3,2,6)
plot(t,imf(2,:)), title('IMF 1'), xlabel('Tempo (seg)'), ylabel('Amplitude
(g)'); xlim([0 max(t)]);
subplot(3,2,5)
plot(t,imf(3,:)), title('IMF 2'), xlabel('Tempo (seg)'), ylabel('Amplitude
(g)'); xlim([0 max(t)]);
subplot(3,2,4)
plot(t,imf(4,:)), title('IMF 3'), xlabel('Tempo (seg)'), ylabel('Amplitude
(g)'); xlim([0 max(t)]);
subplot(3,2,3)
plot(t,imf(5,:)), title('IMF 4'), xlabel('Tempo (seg)'), ylabel('Amplitude
(g)'); xlim([0 max(t)]);
subplot(3,2,2)
plot(t,imf(6,:)), title('IMF 5'), xlabel('Tempo (seg)'), ylabel('Amplitude
(g)'); xlim([0 max(t)]);
subplot(3,2,1)
plot(t,imf(7,:)), title('IMF 6'), xlabel('Tempo (seg)'), ylabel('Amplitude
(g)'); xlim([0 max(t)]);

% Figura 4.2.10 (direção x) e 4.2.11 (direção y)
figure
subplot(3,2,6)
plot(fw_2,sst_2);
xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel('Média de |SWT|'); xlim([0 100])
subplot(3,2,5)
plot(fw_3,sst_3);
xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel('Média de |SWT|'); xlim([0 100])
subplot(3,2,4)
plot(fw_4,sst_4);
xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel('Média de |SWT|'); xlim([0 100])
subplot(3,2,3)
plot(fw_5,sst_5);
xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel('Média de |SWT|'); xlim([0 100])
subplot(3,2,2)
plot(fw_6,sst_6);
xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel('Média de |SWT|'); xlim([0 100])
subplot(3,2,1)
plot(fw_7,sst_7);
xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel('Média de |SWT|'); xlim([0 100])
axis('normal');
%}

%% Aplicação da Metodologia (EMD + SWT + spline)
% Análise do sinal sem dano e com dano independentemente

% {
%Wavelet mãe
mae = 'bump'; % Escolher entre: 'amor', 'bump', 'proposta'
% Vozes por oitava (varia ente 10 e 48)
vPO = 42;
% Vetor de tempo para o segmento de sinal alisado
t=0:dt:20;
% Escolha a seção de sinal para analisar (sem danos / com danos)
% Direção x (x1:sem dano, x2:com dano) - Sensor 15
% Direção y (y1:sem dano, y2:com dano) - Sensor 16
sinal = x1;
% Decomposição de modo empírico
[imf,ort,nbits] = emd(sinal);
% Funções de modo Intrínseco (IMF)
[sst2,fw2] = wsst(imf(2,:), 'VoicesPerOctave',vPO,mae,1/dt);
[sst3,fw3] = wsst(imf(3,:), 'VoicesPerOctave',vPO,mae,1/dt);

```

```

[sst4,fw4] = wsst(imf(4,:), 'VoicesPerOctave',vPO,mae,1/dt);
[sst5,fw5] = wsst(imf(5,:), 'VoicesPerOctave',vPO,mae,1/dt);
[sst6,fw6] = wsst(imf(6,:), 'VoicesPerOctave',vPO,mae,1/dt);
[sst7,fw7] = wsst(imf(7,:), 'VoicesPerOctave',vPO,mae,1/dt);

% Interpolação das IMFs
% IFM 2
fw_2 = min(fw2):dti:max(fw2);
sst_2 = interp1(fw2,mean(abs(sst2)'),fw_2,'spline');
% IFM 3
fw_3 = min(fw3):dti:max(fw3);
sst_3 = interp1(fw3,mean(abs(sst3)'),fw_3,'spline');
% IFM 4
fw_4 = min(fw4):dti:max(fw4);
sst_4 = interp1(fw4,mean(abs(sst4)'),fw_4,'spline');
% IFM 5
fw_5 = min(fw5):dti:max(fw5);
sst_5 = interp1(fw5,mean(abs(sst5)'),fw_5,'spline');
% IFM 6
fw_6 = min(fw6):dti:max(fw6);
sst_6 = interp1(fw6,mean(abs(sst6)'),fw_6,'spline');
% IFM 7
fw_7 = min(fw7):dti:max(fw7);
sst_7 = interp1(fw7,mean(abs(sst7)'),fw_7,'spline');

% Figura da IMF
figure
subplot(3,2,6)
plot(t,imf(2,:), title('IMF 1'), xlabel('Tempo (seg)'), ylabel('Amplitude
(g)')); xlim([0 max(t)]);
subplot(3,2,5)
plot(t,imf(3,:), title('IMF 2'), xlabel('Tempo (seg)'), ylabel('Amplitude
(g)')); xlim([0 max(t)]);
subplot(3,2,4)
plot(t,imf(4,:), title('IMF 3'), xlabel('Tempo (seg)'), ylabel('Amplitude
(g)')); xlim([0 max(t)]);
subplot(3,2,3)
plot(t,imf(5,:), title('IMF 4'), xlabel('Tempo (seg)'), ylabel('Amplitude
(g)')); xlim([0 max(t)]);
subplot(3,2,2)
plot(t,imf(6,:), title('IMF 5'), xlabel('Tempo (seg)'), ylabel('Amplitude
(g)')); xlim([0 max(t)]);
subplot(3,2,1)
plot(t,imf(7,:), title('IMF 6'), xlabel('Tempo (seg)'), ylabel('Amplitude
(g)')); xlim([0 max(t)]);

% Figura das frequências
figure
subplot(3,2,6)
plot(fw_2,sst_2);
xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel('Média de |SWT|'); xlim([0 100])
subplot(3,2,5)
plot(fw_3,sst_3);
xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel('Média de |SWT|'); xlim([0 100])
subplot(3,2,4)
plot(fw_4,sst_4);
xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel('Média de |SWT|'); xlim([0 100])
subplot(3,2,3)
plot(fw_5,sst_5);
xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel('Média de |SWT|'); xlim([0 100])
subplot(3,2,2)

```

```

plot(fw_6,sst_6);
xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel('Média de |SWT|'); xlim([0 100])
subplot(3,2,1)
plot(fw_7,sst_7);
xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel('Média de |SWT|'); xlim([0 100])
axis('normal');
%}

%fim

```

CODIGO PARA ARTIGO 3 (SEÇÃO 4.3)

EXEMPLO 1: BENCHMARK FASE I

```

% *****
% Autor: Wilson Emilio David Sanchez
% Universidade de Brasília
% Programa de Estruturas e Construção Civil - PECC
% Data: 2022
% Artigo 3: Seção 4.3 da Tese
% *****
clear all; close all; clc;

%% DADOS DE ENTRADA
% *****
% Exemplo 1: Benchmark Fase I
% *****
% {
% Dados de entrada
% Sensor direção x
sensor1 = 15;
% Sensor direção y
sensor2 = 16;
% Leitura do sinal sem dano
load('Case3_UD.mat');
% Registro na direção x
x1 = acc(:,sensor1);
% Registro na direção y
y1 = acc(:,sensor2);
% Leitura do sinal com dano tipo (ii)
load('Case3_D2.mat');
% Registro na direção x
x2 = acc(:,sensor1);
% Registro na direção y
y2 = acc(:,sensor2);
% Sinal completo composto por uma parcela sem dano e outra com dano
% direção x
xT = [x1; x2];
% Sinal completo composto por uma parcela sem dano e outra com dano
% direção y
yT = [y1; y2];
% Tamanho do sinal a ser analisado (número de pontos)
tSinal = 60000;
% Sinal que será analisado na direção x
sinal_x = xT(1:tSinal);
% Sinal que será analisado na direção y
sinal_y = yT(1:tSinal);

```

```

% Frequência de amostragem
fAmost = 1/dt;
% Vetor de tempo
tempo = 0:dt:tSinal/1000+dt;
% Número de partes nas quais o sinal deseja ser dividido
nSinal = 3;
% Valor máximo de frequência que deseja ser visualizado nos gráficos
fmax = 70;

% Chequeo para dividir em partes iguais o sinal
if mod(tSinal,nSinal)~=0
    error('Nota: tSinal/nSinal deve dar um número inteiro. Modificar valor
de tSinal ou sSinal!');
end

% Figuras dos sinais originais
% {
% Figura 4.3.5
figure
plot(tempo(1:tSinal),sinal_x); title(strcat({'Sensor '},int2str(sensor1),{'
(direção x)'}));
xlabel('Tempo (seg)'); ylabel('Amplitude (g)'); xlim([0 max(tempo)]);
ylim([-12 10])
hold on
plot([0 30],[-10 -10],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2); text(15,-
9,'Sinal sem dano','HorizontalAlignment','center')
plot([30 60],[-10 -10],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2); text(45,-
9,'Sinal com dano','HorizontalAlignment','center')
hold off

% Figura 4.3.6
figure
plot(tempo(1:tSinal),sinal_y); title(strcat({'Sensor '},int2str(sensor2),{'
(direção y)'}));
xlabel('Tempo (seg)'); ylabel('Amplitude (g)'); xlim([0 max(tempo)]);
ylim([-12 10])
hold on
plot([0 30],[-10 -10],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2); text(15,-
9,'Sinal sem dano','HorizontalAlignment','center')
plot([30 60],[-10 -10],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2); text(45,-
9,'Sinal com dano','HorizontalAlignment','center')
hold off
%}

%% METODOLOGIA (SG + SWT + spline)
% -----
% (1) REDUÇÃO DO RUIDO
% Aplicação da técnica de suavização gaussiana
sinalFiltrado_x = gaussian_smooth(sinal_x)';
sinalFiltrado_y = gaussian_smooth(sinal_y)';

% Figuras 4.3.6
% {
% Direção x - Sensor 15
figure
plot(tempo(1:tSinal),sinal_x);
hold on
plot(tempo(1:tSinal),sinalFiltrado_x, 'linewidth',2);
hold off
legend('Sinal original','Sinal filtrado')
title('Sensor 15 (direção x)');

```

```

xlabel('Tempo (seg)'); ylabel('Amplitude (g)'); xlim([0
max(tempo(1:tSinal))])

% Direção y - Sensor 16
figure
plot(tempo(1:tSinal),sinal_y);
hold on
plot(tempo(1:tSinal),sinalFiltrado_y, 'linew',2);
hold off
legend('Sinal original','Sinal filtrado')
title('Sensor 16 (direção y)');
xlabel('Tempo (seg)'); ylabel('Amplitude (g)'); xlim([0
max(tempo(1:tSinal))])
%}

% -----
% (2) TRANSFORMADA WAVELET SINCRONIZADA (SWT)
% Escolher o sinal que será analisado
% Direção x: sinalFiltrado_x
% Direção y: sinalFiltrado_y
sinal = sinalFiltrado_y;
% Divisão do sinal
% Comprimento do segmento de sinal
ls = length(sinal)/nSinal;
% Delta de tempo para interpolação
dti = 1/1000;
% Escolher entre: 'amor', 'bump', 'proposta'
waveMae = 'proposta';
% Numero de vozes por oitava
k = 42;
% np = 12;
% Cálculo das frequências naturais para cada segmento de sinal
for i = 1:nSinal
    % Transformada sincronizada de wavelet
    [sst,fw] = wssst1(sinal(ls*(i-
1)+1:ls*(i)), 'VoicesPerOctave',k,waveMae,fAmost);
    eval(sprintf('st%d= sst;',i));
    eval(sprintf('f%d= fw;',i));
    % (3) INTERPOLAÇÃO
    dfw = min(fw):dti:max(fw);
    dsst = interp1(fw,mean(abs(sst)'),dfw,'spline');
    % Vetor de frequência e densidade espectral para cada segmento de sinal
    eval(sprintf('fq%d= dfw;',i));
    eval(sprintf('swt%d= dsst;', i));
    % Matriz contendo as frequências e densidade espectral para cada
segmento do sinal
    mPSD(i,1:length(dsst))=dsst;
    mFreq(i,1:length(dfw))=dfw;
end

% Resposta em frequência
% Figura 4.3.9 (direção x) e 4.3.10 (direção y)
% {
figure()
% Segmento de sinal t=[0-20] seg
subplot(3,3,[1 3])
ns = 1;
plot(mFreq(ns,:),abs(mPSD(ns,:)), 'Color',[0.00,0.45,0.74], 'DisplayName', ['t
= ', num2str(tempo(ls*(ns-1)+1)), ' - ', num2str(tempo(ls*(ns))), '
seg'],'linew',1.2)
legend; xlim([0 fmax]);

```

```

xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel({'(a)', '', 'Média de |SWT|'});
% Segmento de sinal t=[20-40] seg
subplot(3,3,[4 6])
ns = 2;
plot(mFreq(ns,:), abs(mPSD(ns,:)), 'Color', [0.47,0.67,0.19], 'DisplayName', ['t
= ', num2str(tempo(ls*(ns-1)+1)), ' - ', num2str(tempo(ls*(ns))), ']
seg'], 'linewidth', 1.2)
legend; xlim([0 fmax]);
xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel({'(b)', '', 'Média de |SWT|'});
% Segmento de sinal t=[40-60] seg
subplot(3,3,[7 9])
ns = 3;
plot(mFreq(ns,:), abs(mPSD(ns,:)), 'Color', [0.85,0.33,0.10], 'DisplayName', ['t
= ', num2str(tempo(ls*(ns-1)+1)), ' - ', num2str(tempo(ls*(ns))), ']
seg'], 'linewidth', 1.2)
legend; xlim([0 fmax]);
xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel({'(c)', '', 'Média de |SWT|'});
%}

% Figura de superfície tempo-frequência.
% Figura 4.3.7 (direção x) e 4.3.8 (direção y)
% {
figure()
% Segmento de sinal t=[0-20] seg
ns = 1;
subplot(1,3,1)
[X Y]= meshgrid(tempo(ls*(ns-1)+1:ls*ns), f1);
eval(sprintf('swt=st%d;', ns));
hp = pcolor(X,Y,abs(swt));
hp.EdgeColor = 'none';
xlim([min(tempo(ls*(ns-1)+1)) max(tempo(ls*ns))]); ylim([0 fmax]);
title('t = [0 - 20]seg')
xlabel({'Tempo (seg)', '(a)'}); ylabel('Frequência (Hz)');
view([0 90])
% Segmento de sinal t=[20-40] seg
ns = 2;
subplot(1,3,2)
[X Y]= meshgrid(tempo(ls*(ns-1)+1:ls*ns), f2);
eval(sprintf('swt=st%d;', ns));
pcolor(X,Y,abs(swt))
shading interp
xlim([min(tempo(ls*(ns-1)+1)) max(tempo(ls*ns))]); ylim([0 fmax]);
xlabel({'Tempo (seg)', '(b)'}); ylabel('Frequência (Hz)');
title('t = [20 - 40]seg')
view([0 90])
% Segmento de sinal t=[40-60] seg
ns = 3;
subplot(1,3,3)
[X Y]= meshgrid(tempo(ls*(ns-1)+1:ls*ns), f3);
eval(sprintf('swt=st%d;', ns));
surf(X,Y,abs(swt).^1); shading interp;
xlim([min(tempo(ls*(ns-1)+1)) max(tempo(ls*ns))]); ylim([0 fmax]);
xlabel({'Tempo (seg)', '(c)'}); ylabel('Frequência (Hz)');
title('t = [40 - 60]seg')
view([0 90])
%}
% fim.

```

EXEMPLO 2: PONTE TIANJIN YONGHE

```
% *****
% Autor: Wilson Emilio David Sanchez
% Universidade de Brasília
% Programa de Estruturas e Construção Civil - PECC
% Data: 2022
% Artigo 3: Seção 4.3 da Tese
% *****
clear all; close all; clc;

%% DADOS DE ENTRADA
% *****
% Exemplo 2: Ponte Tianjin Yonghe
% *****

% Escolha uma data que deseja analisar
nome = 'd_08_1_17_11.mat';
% Leitura do arquivo
load(nome);
% Localização do sensor > 1 (valor=1 é o vetor tempo)
% O número 3 seria o sensor 2
sensor = 3;
% Tamanho do sinal a ser analisado (número de pontos)
tSinal = 360000;
% Frequência de amostragem para arquibancada (Hz)
fAmost = 100;
% Sinal que será analisado
sinal = Data(1:tSinal,sensor);
% Vetor de tempo
time = 0:1/fAmost:3600+1/fAmost;
% Vetor de tempo do sinal analisado
tempo = time(1:tSinal);
% Número de partes nas quais o sinal deseja ser dividido
nSinal = 12;
% Valor máximo de frequência que deseja ser visualizado nos gráficos
fmax = 2;

% Chequeo para dividir em partes iguais o sinal
if mod(tSinal,nSinal)~=0
    error('Nota: tSinal/nSinal deve dar um número inteiro. Modificar valor
de tSinal ou nSinal!');
end
%
% Figura do sinal original
% {
figure()
plot(tempo,sinal);
xlabel('Tempo (seg)'); xlim([0 max(tempo)]);
% Ajustar as condições do sinal
ylim([-8 4]);
ylabel({'','Aceleração (cm/s^2)'});
hold on
% Ajustar as condições do sinal
yl = -6; yt = -5;
% Texto na figura
plot([0 300],[yl yl],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(150,yt,'t1','HorizontalAlignment','center')
```

```

plot([300 600],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(450,yt,'t2','HorizontalAlignment','center')
plot([600 900],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(750,yt,'t3','HorizontalAlignment','center')
plot([900 1200],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(1050,yt,'t4','HorizontalAlignment','center')
plot([1200 1500],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(1350,yt,'t5','HorizontalAlignment','center')
plot([1500 1800],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(1650,yt,'t6','HorizontalAlignment','center')
plot([1800 2100],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(1950,yt,'t7','HorizontalAlignment','center')
plot([2100 2400],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(2250,yt,'t8','HorizontalAlignment','center')
plot([2400 2700],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(2550,yt,'t9','HorizontalAlignment','center')
plot([2700 3000],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(2850,yt,'t10','HorizontalAlignment','center')
plot([3000 3300],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(3150,yt,'t11','HorizontalAlignment','center')
plot([3300 3600],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(3450,yt,'t12','HorizontalAlignment','center')
hold off
% Ajustar aparência
pbaspect([5 1 1]);
legend('Sinal Original')
%}

```

```

%% METODOLOGIA (SG + SWT + spline)

```

```

% -----
% (1) REDUÇÃO DO RUIDO
% Aplicação da técnica de suavização gaussiana
sinalFiltrado = gaussian_smooth(sinal)';

```

```

% Figura so sinal completo original e filtrado

```

```

% {
figure
plot(tempo(1:tSinal),sinal);
hold on
plot(tempo(1:tSinal),sinalFiltrado, 'linewidth',2);
% Ajustar as condições do sinal
yl = -6; yt = -5;
% Texto na figura
plot([0 300],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(150,yt,'t1','HorizontalAlignment','center')
plot([300 600],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(450,yt,'t2','HorizontalAlignment','center')
plot([600 900],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(750,yt,'t3','HorizontalAlignment','center')
plot([900 1200],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(1050,yt,'t4','HorizontalAlignment','center')
plot([1200 1500],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(1350,yt,'t5','HorizontalAlignment','center')
plot([1500 1800],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(1650,yt,'t6','HorizontalAlignment','center')
plot([1800 2100],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(1950,yt,'t7','HorizontalAlignment','center')
plot([2100 2400],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(2250,yt,'t8','HorizontalAlignment','center')

```

```

plot([2400 2700],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(2550,yt,'t9','HorizontalAlignment','center')
plot([2700 3000],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(2850,yt,'t10','HorizontalAlignment','center')
plot([3000 3300],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(3150,yt,'t11','HorizontalAlignment','center')
plot([3300 3600],[y1 y1],'ko-','markerfacecolor','r','linewidth',2);
text(3450,yt,'t12','HorizontalAlignment','center')
hold off
legend('Original signal','Filtered signal')
xlabel('Time (seconds)'); ylabel('Acceleration (cm/s^2)'); xlim([0
max(tempo(1:tSinal))]); ylim([-8 8]);
% Ajustar aparência
pbaspect([5 1 1])

% Caso Deseje mostrar um segmento de sinal
% Sinal original e filtrado
ls = length(sinal)/nSinal;
% Segmento de sinal
ns = 5;
figure
plot(tempo(ls*(ns-1)+1:ls*ns),sinal(ls*(ns-1)+1:ls*(ns)))
hold on
plot(tempo(ls*(ns-1)+1:ls*ns),sinalFiltrado(ls*(ns-1)+1:ls*(ns)),
'linewidth',2);
hold off
xlabel('Tempo (seg)'); ylabel('Aceleração (cm/s^2)');
xlim([min(tempo(ls*(ns-1)+1)) max(tempo(ls*ns))]);
legend('Sinal original','Sinal filtrado')
% Ajustar aparência
pbaspect([3 1 1])
%}

% -----
% (2) TRANSFORMADA WAVELET SINCRONIZADA (SWT)
% Sinal filtrado
sinal = sinalFiltrado;
% Division de la señal
% Comprimento do segmento de sinal
ls = length(sinal)/nSinal;
% Delta de tempo para interpolação
dti = 1/1000;
% Escolher uma wavelet mãe entre: 'amor', 'bump', 'proposta'
waveMae = 'proposta';
% Numero de vezes por oitava
k = 42;
% Numero de segmentos em que o sinal será dividido
np = 12;
% Cálculo das frequências naturais para cada segmento de sinal
for i = 1:nSinal
    % Transformada wavelet sincronizada
    [sst,fw] = wsst1(sinal(ls*(i-
1)+1:ls*(i)), 'VoicesPerOctave',k,waveMae,fAmost);
    eval(sprintf('st%d= sst;',i));
    eval(sprintf('f%d= fw;',i));
    % (3) INTERPOLAÇÃO
    dfw = min(fw):dti:max(fw);
    dsst = interp1(fw,mean(abs(sst)'),dfw,'spline');
    % Vetor de frequência e densidade espectral para cada segmento de sinal
    eval(sprintf('fq%d= dfw;',i));
    eval(sprintf('swt%d= dsst;', i));

```

```

    % Matriz contendo as frequências e densidade espectral para cada
    segmento do sinal
    mPSD(i,1:length(dsst))=dsst;
    mFreq(i,1:length(dfw))=dfw;
end

% Gráfico de frequência de todos os segmentos do sinal juntos
% {
figure()
for e = 1:nSinal
    intervalo = tempo(ls*(e-1)+1:ls*(e));
    hold on
    eval(sprintf('freq=fq%d;', e));
    eval(sprintf('dep=swt%d;', e));
    plot(freq,abs(dep),'DisplayName',[ 't',num2str(e), ' = [',
num2str(min(intervalo)), ' - ',num2str(max(intervalo)), ']' seg'])
    legend
    hold off
end
xlim([0 fmax]); % O limite deve ser editado de acordo com os valores de
frequência do sinal.
xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel('Média de |SWT|');
%}

% Gráfico de frequência de todos os segmentos de sinal separadamente
% {
for e = 1:nSinal
    figure()
    intervalo = tempo(ls*(e-1)+1:ls*(e));
    eval(sprintf('freq=fq%d;', e));
    eval(sprintf('dep=swt%d;', e));
    plot(freq,abs(dep),'DisplayName',[ 't',num2str(e), ' = [',
num2str(min(intervalo)), ' - ',num2str(max(intervalo)), ']' sec'])
    legend
    xlim([0 fmax]); % O limite deve ser editado de acordo com os valores
de frequência do sinal.
    xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel('Média de |SWT|');
end
%}

% Figura de uns dos intervalos do sinal
% Segmento de sinal
ns = 5;
figure()
plot(mFreq(ns,:),abs(mPSD(ns,:)),'DisplayName',[ 't',num2str(ns), ' = [',
num2str(tempo(ls*(ns-1)+1)), ' - ',num2str(tempo(ls*(ns))), ']'
sec'],'linewidth',1.2)
legend; xlim([0 fmax]);
xlabel('Frequência (Hz)'); ylabel('Média de |SWT|');

% fim.

```

APÊNDICE C

ESTUDO COMPARATIVO ENTRE METODOLOGIAS TESTADAS NO BENCHMARK FASE I

A estrutura do Benchmark Fase I apresentada no Apêndice A, foi avaliada por vários métodos de detecção de danos. Das e Saha (2018) realizaram uma revisão exaustiva e compararam a robustez de vários métodos de acordo com a capacidade de detectar danos entre maiores e menores, bem como a gravidade do dano (ver Figura C.1). De acordo com esse estudo, optou-se neste trabalho pela utilização da Transformada Wavelet Sincronizada.

**Figura C.1: Comparação entre os métodos SHM usados no Benchmark Fase I –
Fonte: Das e Saha (2018)**

Table 2 Comparison among the damage detection methods used on ASCE benchmark Phase-I analytical structure

S. no.	Damage detection methods	Algorithm process	Damage detection		Damage severity
			Major	Minor	
1	System identification				
a	NEXT/ERA [14]	Identification of different structural parameters	✓		✗
b	OKID/ERA nonlinear optimization [21]	Obtain reliable structural parameter matrices from identified first-order model	✓	✓	✗
c	Synchrosqueezed wavelet transform [27]	Vibration signals from the structure for identification of modal parameters natural frequencies and damping ratio	✓	✓	✓
2	Damage index [33]	Frequency domain decomposition method	✓		✓
3	Flexibility method [35]	Extraction of flexibility matrix and mapping their changes due to stiffness change	✓	✓	✗
4	Expectation maximization (EM) model [40]	Compute the maximum likelihood estimate of structure damage with original structure	✓	✓	✗
5	Wavelet analysis				
a	Direct decomposition [43]	Fast fourier transformation algorithm	✓		✗
b	EMD [52]	Spline fitting to construct the lower and upper envelopes of signal	✓		✗
c	EMD + HHT [51–53]	Decompose cross-correlation functions of measured acceleration responses with band-pass filters into modal components	✓	✓	✗
d	RDL + HHT [50]	Converts free vibration model response to system response to obtain the phase angle and instantaneous amplitude using Hilbert transform	✓	✓	✗
6	Adaptive RLS filter [56]	Adjusts model noisy signals to identify changes in structural parameters and compares with the base structural model	✓	✓	✗
7	AR-model				
a	AR-ARX [60]	Use of PCA to extract damage feature and fuzzy c algorithm to quantify damage	✓	✓	✗

Table 2 (continued)

S. no.	Damage detection methods	Algorithm process	Damage detection		Damage severity
			Major	Minor	
b	ARMA by AIC [70]	Determine the dynamic structural characteristics of structure by utilizing nonlinear least-squared method	Failed to detect		
c	ARMA by DSP [63]	Includes diagnosis of structure to detect damage and prognosis to forecast residual life	✓	✓	✗
8	Time history approach [71]	Damage detection using GMM and damage extent using Mahalanobis distance	✓	✓	✗
9	Parametric identification tool				
a	GEKF [85]	Least squares objective function has been minimized to derive EKF with unknown inputs	✓	✓	✗
b	SNLSE [86]	Extraction of state from the recursive solution derived by minimizing sum-square error	✓	✓	✗
10	Model update				
a	Two-stage model update [94]	Modal identification carried out using MODE-ID technique and use of Bayesian statistical approach to update PDF	✓		✓
b	Statistical model updating approach [91]	Identification vector includes stiffness parameters θ along with modal frequencies	✓	✓	✗
11	SSI-DATA [103]	Iterative method comparing the structural parameters from output signals and from damaged stiffness matrix	✓		✓
12	ANN [5]	Adaptive learning and nonlinear mapping system which can adjust the network connections in order to minimize the mean square error at the output	✓		✗
13	ANFIS [2]	Modelling the nonlinear behaviour of smart structures installed with MR dampers	✓		✗
14	Cuckoo algorithm [120]	Uses static displacement to determine damage in structure	✓	✓	✓