



UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO
ESCOLA DE MINAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL



Técnicas de anormalidade aplicadas à detecção de danos estruturais

AUTOR: VINÍCIUS NICCHIO ALVES

ORIENTADOR: Prof. Dr. Alexandre Abrahão Cury

COORIENTADOR: Prof. Dr. Diogo Rodrigo Ferreira Ribeiro

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação do Departamento de Engenharia Civil da Escola de Minas da Universidade Federal de Ouro Preto, como parte integrante dos requisitos para a obtenção do título de Doutor em Ciências da Engenharia Civil na área de Construção Metálica.

Ouro Preto, Novembro de 2016.

Al87t

Alves, Vinicius Nicchio.

Técnicas de anormalidade aplicadas à detecção de danos estruturais
[manuscrito] / Vinicius Nicchio Alves. - 2016.

151f.: il.: color; grafs; tabs.

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Abrahão Cury.

Coorientador: Prof. Dr. Diogo Rodrigo Ferreira Ribeiro.

Tese (Doutorado) - Universidade Federal de Ouro Preto. Escola de Minas.
DECIV. PROPEC.

Área de Concentração: Construção Metálica.

1. Estabilidade estrutural. 2. confiabilidade (Engenharia). 3. Construção metálica. 4. Otimização combinatoria. 5. Algoritmos genéticos. I. Cury, Alexandre Abrahão. II. Ribeiro, Diogo Rodrigo Ferreira. III. Universidade Federal de Ouro Preto. IV. Título.

CDU: 624.01

TÉCNICAS DE ANORMALIDADE APLICADAS À DETECÇÃO DE DANOS ESTRUTURAIS

AUTOR: VINÍCIUS NICCHIO ALVES

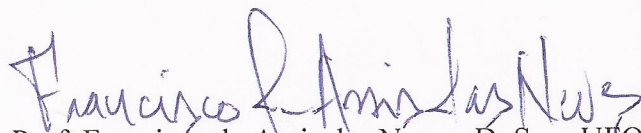
Esta tese foi apresentada em sessão pública e aprovada em 04 de novembro de 2016, pela Banca Examinadora composta pelos seguintes membros:



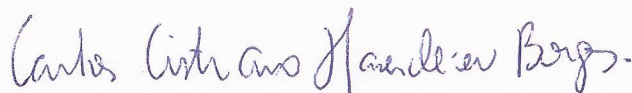
Prof. Alexandre Abrahão Cury, D. Sc. – UFJF (Presidente)



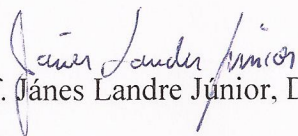
Prof. Diogo Rodrigo Ferreira Ribeiro, D. Sc. – ISEP/FEUP



Prof. Francisco de Assis das Neves, D. Sc. - UFOP



Prof. Carlos Cristiano Hasenclever Borges, D. Sc. – UFJF



Prof. Jânes Landre Júnior, D. Sc. - PUC/MG

*À minha Família e
à minha namorada.*

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador Alexandre, pela disponibilidade e dedicação ao longo dos últimos seis anos, desde o início do mestrado. Obrigado pela oportunidade, conselhos e ensinamentos. Espero retribuir toda confiança depositada.

Ao Diogo, por não medir esforços em facilitar minha rápida adaptação em Portugal, além do empenho em auxiliar-me academicamente, o que, certamente, muito contribuiu para minha formação.

À professora Arlene, pela gentileza em disponibilizar o laboratório de estruturas, sempre que necessário.

Aos professores e colegas do PROPEC que estiveram presentes nessa caminhada, cada qual com sua contribuição.

Ao Igor Lemes, pela orientação no estágio de docência.

Ao professor Rui Calçada pela recepção na FEUP.

À colega Andreia Meixedo, pelos trabalhos realizados em conjunto.

Aos colegas do ISEP, em especial André Santos e Marcelo Magalhães pelo companheirismo e experiências compartilhadas.

A todos os professores do ISEP, em especial: Tiago Abreu, Ricardo Santos, Duarte Lopes, Paulo Guedes e Rui Santos.

À CAPES e CNPq, pelo apoio à pesquisa.

RESUMO

A identificação de danos em estruturas de Engenharia Civil é de fundamental importância para evitar ocorrências de graves consequências sociais, ambientais e econômicas. Assim, é de crescente interesse o desenvolvimento de metodologias que possibilitem detectar, quantificar, localizar e se possível, prever a ocorrência de danos.

Nesse contexto, o presente trabalho tem por objetivo avaliar um conjunto de indicadores, obtidos a partir das respostas dinâmicas e dos parâmetros modais da estrutura, visando trazer novas abordagens para avaliação de danos estruturais. Devido a algumas dificuldades inerentes à utilização direta das respostas dinâmicas, tais como a sua extensão e a presença de ruídos, ferramentas são propostas como alternativas para contornar esses inconvenientes. Dentre elas, destaca-se: a Análise de Dados Simbólicos, a Análise das Componentes Principais, as transformadas de Fourier, as *wavelets* e a utilização de parâmetros estatísticos de ordem superior.

Em um segundo momento, os parâmetros modais estruturais – frequências naturais, modos próprios e suas derivadas – também serão utilizados como elementos básicos para localização e quantificação de danos.

Assim, pode-se definir que duas estratégias para identificação de dano são utilizadas no âmbito desta tese: aquelas baseadas exclusivamente em dados, que utilizam os métodos de classificação não supervisionados (aglomerações hierárquicas, *k-means*, *c-means*), e os métodos de classificação supervisionados (redes neurais e máquinas de vetores suporte) para detectar alterações estruturais; e aquelas baseadas em modelos, que utilizam métodos de otimização (algoritmos genéticos) para atualização dos modelos a partir dos parâmetros modais identificados.

As metodologias propostas são aplicadas a diversos estudos de caso, tanto numéricos quanto experimentais, a fim de se avaliar a eficiência das técnicas propostas para detectar, localizar e quantificar danos. No geral, percebe-se que o conjunto de abordagens proposto é capaz de inferir, com certo grau de confiança, acerca do estado de danos das estruturas analisadas.

ABSTRACT

Damage identification in Civil Engineering structures is crucial to avoid social, environmental and economic consequences. Thus, it is of paramount interest the development of methodologies able to detect, quantify, locate and predict the occurrence of damage, when possible.

In this context, this work aims to evaluate a set of damage indicators obtained from dynamic responses and from modal parameters of the structure. Due to difficulties inherent to the use of dynamic responses, such as their length and the presence of noise, several tools are proposed to overcome these drawbacks, such as the Symbolic Data Analysis, the Principal Component Analysis, the Fourier Transform, wavelets and the use of high-order statistical parameters.

In a second step, the modal parameters - natural frequencies, mode shapes and its derivatives –are also used as basic elements to locate and quantify damage.

Thus, it can be stated that two strategies for damage identification are used as part of this thesis: those based solely on data, using unsupervised classification methods (hierarchical clusters, k-means, c-means), and supervised classification (neural networks and support vector machine) to detect structural changes; and those based on models, using optimization methods (genetic algorithms) to update the model from the identified modal parameters.

The proposed methodologies are applied to several study cases, both numerical and experimental, in order to evaluate the effectiveness of the proposed techniques to detect, locate and quantify damage. Overall, it is observed that the proposed set of approaches is able to infer, with a certain degree of confidence, about the state of the analyzed structures damage.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 – Ponte I-35 W antes do colapso	3
Figura 1.2 – Chapa de Gusset da Ponte I-35 W	4
Figura 1.3 – Colapso da ponte I – 35 W sobre o rio Mississippi.....	5
Figura 1.4 – Ponte Saint Anthony Falls	5
Figura 1.5 – Ponte Sgt. Aubrey Cosens	6
Figura 1.6 – Posicionamento dos pendurais após o acidente.....	8
Figura 1.7 – Ponte Sgt. Aubrey Cosens após reabilitação	8
Figura 1.8 – Ponte Hintze Ribeiro no ano de 2000.....	9
Figura 1.9 – Ponte Hintze Ribeiro após o colapso.....	10
Figura 1.10 – Exemplo da distribuição da avaliação da condição da estrutura através da inspeção visual.....	11
Figura 3.1 – Exemplo da transformação dos valores das acelerações (dados clássicos) em dados simbólicos.....	30
Figura 3.2 – Sistema com um grau de liberdade.....	34
Figura 3.3 – Inicialização dos centroides.....	42
Figura 3.4 – Atribuição dos objetos aos <i>clusters</i>	42
Figura 3.5 – Atualização dos centroides e nova atribuição dos objetos	43
Figura 3.6 – Exemplo da sensibilidade do <i>k-means</i> à inicialização dos centroides.....	44
Figura 3.7 – <i>Cluster hard</i> x <i>cluster fuzzy</i>	45
Figura 3.8 – Distribuição de dados	46
Figura 3.9 – Convergência da função objetivo	46
Figura 3.10 – Dados separados em dois agrupamentos	47
Figura 3.11 – Esquema de treinamento de uma rede neural	48
Figura 3.12 – Modelo de um neurônio de McCulloch & Pitts	49
Figura 3.13 – Rede neural do tipo MLP	51

Figura 3.14 – Fluxograma da técnica de retropropagação	52
Figura 3.15 – Separação de duas classes de dados por um hiperplano H.....	53
Figura 3.16 – Hiperplanos: a) com margem pequena; b) ótimo	54
Figura 3.17 – Solução para um cenário de 2 dimensões linearmente separável.....	55
Figura 3.18 – Transformação de um problema não linearmente separável em um problema linearmente separável	56
Figura 3.19 – Fluxograma de um algoritmo genético.....	59
Figura 3.20 – Método de seleção por roleta.....	61
Figura 3.21 – Cruzamento: a) vários pontos; b) uniforme; c) aritmético	63
Figura 3.22 – Mutação	63
Figura 4.1 – Fluxograma dos métodos baseados em dados	65
Figura 4.2 – Viga de aço instrumentada	66
Figura 4.3 – Exemplo de ensaios de vibração realizados em laboratório.....	67
Figura 4.4 – Furo de 12 mm imposto a viga.....	68
Figura 4.5 – Vista geral do viaduto.....	83
Figura 4.6 – Disposição dos sensores sob o pavimento.....	84
Figura 4.7 – Detalhe dos mancais e procedimento de reforço.....	85
Figura 4.8 – Respostas temporais dos acelerômetros	85
Figura 4.9 – Densidade espectral do acelerômetro 5	86
Figura 4.10 – Aspecto dos quatro primeiros modos próprios identificados	87
Figura 5.1 – Fluxograma da metodologia utilizada	94
Figura 5.2 – Modelo numérico da ponte com inclusão da via	95
Figura 5.3 – Modelo numérico da ponte com a indicação dos parâmetros com dano....	97
Figura 5.4 – Configurações e frequências naturais dos cinco primeiros modos de vibração da ponte	98
Figura 5.5 – Evolução das variáveis com dano para o cenário C2 em função do número de gerações, para os diferentes indicadores de dano	100

Figura 5.6 – Erros dos parâmetros numéricos em relação aos valores de referência, em função do cenário de dano para indicadores obtidos a partir da análise modal.....	101
Figura 5.7 – Erros dos parâmetros numéricos em relação aos valores de referência, em função do cenário de dano para indicadores obtidos a partir da resposta dinâmica	102
Figura 5.8 – Localização dos danos estimados pelo método de otimização.....	103
Figura 5.9 – Influência do nível de ruído nos erros dos parâmetros numéricos em relação aos valores de referência para indicadores obtidos a partir da análise modal..	106
Figura 5.10 – Influência do nível de ruído nos erros dos parâmetros numéricos em relação aos valores de referência para indicadores obtidos a partir da resposta dinâmica	106
Figura 5.11 – Influência do nível de ruído nos erros dos parâmetros numéricos em relação aos valores de referência	107
Figura 5.12 – Número de pontos utilizados para caracterizar a configuração modal...	108
Figura 5.13 – Influência do número de pontos das configurações modais nos erros dos parâmetros numéricos em relação aos valores de referência	108
Figura 5.14 – Local dos pontos de medição das respostas dinâmicas e ponto de aplicação da força de excitação	109
Figura 5.15 – Influência do número de pontos de controle para obtenção da resposta dinâmica nos erros dos parâmetros com dano em relação aos valores de referência ...	109
Figura 5.16 – Influência do número de pontos utilizados nos erros dos parâmetros numéricos em relação à localização dos valores de referência.....	110
Figura 5.17 – Ponte de São Lourenço: a) localização geográfica; b) vista aérea.....	111
Figura 5.18 – Vistas gerais da ponte de São Lourenço.....	112
Figura 5.19 – Corte transversal do tabuleiro da Ponte de São Lourenço.....	112
Figura 5.20 – Ligações do arco: a) pendural/diagonal e viga lateral; b) pendural/diagonal e arco; c) arco e maço de encabeçamento	113
Figura 5.21 – Esquema dos apoios da Ponte São	113
Figura 5.22 – Aparelho de apoio guiado utilizado na Ponte de São Lourenço.....	114
Figura 5.23 – Vista geral da via ferroviária	114
Figura 5.24 – Modelo tridimensional da ponte de São Lourenço incluindo a via.....	115
Figura 5.25 – Modelo numérico do aparelho de apoio GL 4000.....	118

Figura 5.26 – Modelo em elementos finitos da via ferroviária: a) vista geral; b) região central.....	119
Figura 5.27 – Frequências e modos de vibração globais obtidos para a Ponte de São Lourenço	121
Figura 5.28 – Dano simulado no tabuleiro da ponte de São Lourenço.....	122
Figura 5.29 – Localização dos danos simulados no modelo da ponte de São Lourenço	123
Figura 5.30 – Nós considerados para representar as configurações modais.....	124
Figura 5.31 – Erros encontrados na estimativa de dano para o caso da ponte de São Lourenço.	125
Figura 5.32 – Local dos danos estimados para o caso da ponte de São Lourenço	126
Figura 5.33 – Modelo do sistema ponte-trem	127
Figura 5.34 – Esquema de cargas do trem Alfa Pendular.....	129
Figura 5.35 – Erros e locais encontrados na estimativa de dano para o caso da ponte de São Lourenço considerando a interação entre o trem e a ponte.....	130

LISTA DE TABELAS

Tabela 1.1 – Exemplos de falhas em pontes e suas causas.	2
Tabela 3.1 – Estatísticas de Alta Ordem.	33
Tabela 3.2 – Funções de resposta em frequência.	35
Tabela 3.3 – Complexidade na avaliação da DFT de comprimento N	36
Tabela 3.4 – Funções <i>wavelet</i>	38
Tabela 4.1 – Valor médio e desvio-padrão das frequências obtidas no ensaio de impacto	68
Tabela 4.2 – Valor médio e desvio-padrão das frequências obtidas no ensaio de vibração aleatória.	69
Tabela 4.3 – Número de valores utilizados para descrever as respostas das acelerações utilizados por cada indicador de dano.	71
Tabela 4.4 – Porcentagem de classificação correta (vibração de impacto).	72
Tabela 4.5 – Porcentagem de classificação correta (vibração aleatória).	74
Tabela 4.6 – Porcentagem de classificação correta (ensaios de impacto).	75
Tabela 4.7 – Porcentagem de classificação correta (vibração aleatória)	76
Tabela 4.8 – Porcentagem de classificações corretas utilizando métodos de classificação supervisionados (ensaios de impacto).	79
Tabela 4.9 – Porcentagem de classificações corretas utilizando métodos de classificação supervisionados (vibrações aleatórias)	81
Tabela 4.10 – Porcentagem de classificações corretas utilizando sinais da aceleração..	88
Tabela 4.11 – Porcentagem de classificações corretas	89
Tabela 4.12 – Porcentagem de classificações corretas utilizando sinais das acelerações	91
Tabela 5.1 – Caracterização dos parâmetros do modelo numérico da ponte.	96
Tabela 5.2 – Cenários com e sem dano do modelo numérico da ponte.	97
Tabela 5.3 – Valores das frequências e do MAC para os cinco primeiros modos de vibração, segundo os diferentes cenários de dano	98

Tabela 5.4 – Valores das frequências e do MAC para os cinco primeiros modos de vibração, considerando diferentes níveis de ruído	105
Tabela 5.5 – Características geométricas dos elementos estruturais dos arcos	116
Tabela 5.6 – Valores das primeiras trinta frequências naturais da ponte de São Lourenço	120
Tabela 5.7 – Cenários com e sem dano do modelo numérico da ponte de São Lourenço	123
Tabela 5.8 – Metodologia iterativa para a resolução do problema dinâmico com interação ponte-trem	129

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	1
1.1 OBJETIVO.....	13
1.2 JUSTIFICATIVA.....	14
1.3 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO.....	14
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	16
2.1 Indicadores de dano	17
2.1.1 Indicadores de danos obtidos a partir das respostas dinâmicas.....	17
2.1.2 Indicadores de dano baseados nos parâmetros modais	22
3 INDICADORES E MÉTODOS DE IDENTIFICAÇÃO DE DANOS.....	28
3.1 Métodos baseados em dados vibracionais.....	28
3.1.1 Indicadores de danos obtidos a partir das respostas dinâmicas.....	28
3.1.1.1 Análise de Dados Simbólicos.....	28
3.1.1.2 Análise em Componentes Principais.....	30
3.1.1.3 Estatísticas de Alta Ordem	32
3.1.1.4 Função de Resposta em Frequência	33
3.1.1.5 Transformada Rápida de Fourier	35
3.1.1.6 Densidade espectral.....	36
3.1.1.7 Wavelets.....	37
3.1.2 Técnicas de classificação de dados	38
3.1.2.1 Técnicas de aprendizagem não supervisionada.....	39
3.1.2.2 Técnicas de aprendizagem supervisionada	47
3.2 Métodos baseados em modelos.....	56
3.2.1 Algoritmos Genéticos.....	57
3.2.1.1 Operadores genéticos	60
4. APLICAÇÕES EXPERIMENTAIS	65
4.1 Viga biapoiada	66
4.1.1 Programa experimental	66
4.1.2 Resultados obtidos	69
4.1.2.1 Métodos não supervisionados	71
4.1.2.1.1 Impacto.....	71

4.1.2.1.2 Vibração aleatória	73
4.1.2.1.3 Análise complementar.....	75
4.1.2.2 Métodos supervisionados	77
4.1.2.2.1 Impacto.....	79
4.1.2.2.2 Vibrações aleatórias	80
4.1.3 Avaliação sintética dos resultados	82
4.2 Viaduto ferroviário PK 075+317	82
4.2.1 Instrumentação.....	83
4.2.2 Identificação modal do viaduto PK 075+317.....	85
4.2.3 Classificação dos ensaios dinâmicos.....	87
4.2.3.1 Métodos não supervisionados	88
4.2.3.2 Métodos supervisionados	90
4.2.4 Avaliação sintética dos resultados	92
5 APLICAÇÃO DE INDICADORES DE DANOS NA ATUALIZAÇÃO DE MODELOS NUMÉRICOS	93
5.1 Estudo de caso: ponte ferroviária hipotética	95
5.1.1 Modelagem numérica.....	95
5.1.2 Cenários de dano.....	96
5.1.3 Parâmetros modais	97
5.1.4 Avaliação do desempenho dos indicadores de dano	98
5.1.5 Avaliação da robustez dos indicadores de dano.....	104
5.1.5.1 Influência do nível de ruído	104
5.1.5.2 Influência do número de pontos nas configurações modais.....	107
5.1.5.3 Influência do número de pontos de controle para aquisição das respostas dinâmicas ..	108
5.1.6 Avaliação sintética dos resultados	110
5.2 Estudo de caso: Ponte São Lourenço	111
5.2.1 Descrição.....	111
5.2.2 Modelo em elementos finitos da ponte	114
5.2.2.1 Propriedades geométricas e mecânicas	115
5.2.2.2 Parâmetros modais	120
5.2.3 Cenários de dano.....	121
5.2.4 Avaliação do desempenho do método de atualização de modelo aplicada à ponte de São Lourenço	123

5.3 Avaliação da ponte de São Lourenço considerando a interação entre a ponte e o trem.....	126
5.3.1 Metodologia de interação ponte-trem	126
5.3.2 Resultados	129
PUBLICAÇÕES REALIZADAS EM PERIÓDICOS INDEXADOS E EM CONFERÊNCIAS INTERNACIONAIS	131
CONCLUSÕES	132
SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS:	135
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	136
ANEXO A – ANÁLISE DE SENSIBILIDADE DOS INDICADORES DE DANO UTILIZANDO O CASO DA VIGA FERROVIÁRIA HIPOTÉTICA.....	147
ANEXO B – TEMPO DE PROCESSAMENTO DOS MÉTODOS.....	150

CAPÍTULO 1

1 INTRODUÇÃO

O processo de identificação de danos e avaliação da integridade de estruturas têm despertado um crescente interesse nas últimas décadas. Isto se deve, em parte, ao grande número de estruturas que se encontram ou que em breve se encontrarão no fim de seus ciclos de vida estimados em projeto, dada a deterioração sofrida ao longo do tempo e/ou a eventos extremos inesperados, tais como terremotos, explosões, entre outros (Dackermann, 2009). É senso comum que se avaliações periódicas apropriadas não forem consideradas a tempo, as estruturas podem colapsar sem mesmo apresentar sinais prévios de falha iminente. Como resultado, pode-se ter perdas de ordem social, ambiental e econômica em grandes escalas. Dessa forma, a necessidade de uma avaliação da integridade estrutural, seguida de um procedimento para a identificação de danos é essencial durante a vida útil das estruturas, especialmente quando essas são antigas ou estão sujeitas a sobrecargas frequentemente ignoradas em projeto.

Incidentes em estruturas e colapsos em pontes sem avisos aparentes vêm aumentando em muitas partes do mundo. Devido ao grande número de incidentes, é muito importante o desenvolvimento de metodologias capazes de detectar a degradação ou dano que resultam em tais incidentes. Por isso, estruturas devem ser monitoradas para evitar deteriorações que as levem a sua total interdição ou, ainda pior, ao seu colapso (Mukhopadhyay and Ihara, 2011).

Uma tendência muito comum na Engenharia Civil é a de utilizar as estruturas por um tempo mais prolongado do que aquele inicialmente planejado, devido principalmente ao alto custo de construção de uma nova estrutura. Essa extensão da vida útil das estruturas deve ser realizada de maneira bastante cuidadosa. O envelhecimento dos materiais que as constituem (causando, por exemplo, a perda de protensão do concreto e a corrosão do aço), assim como o aumento das cargas aplicadas nas pontes (veículos mais pesados) são efeitos que frequentemente não são considerados no projeto original. Outras razões podem levar a utilização da estrutura em condições nas quais seu comportamento não é conhecido previamente. Como exemplos, pode-se citar: erros de projeto, falhas em materiais, eventos inesperados, tais como terremotos e acidentes, que também podem

causar uma redistribuição de tensões na estrutura. Além disso, por razões estéticas, bem como para a otimização da utilização de materiais, as estruturas estão sendo construídas cada vez mais leves e esbeltas. Isto as tornam, conseqüentemente, mais sensíveis às vibrações e mais suscetíveis à fissuração por fadiga.

Muitos exemplos podem ser citados para ilustrar a importância de se detectar danos rapidamente, a fim de se evitar catástrofes. Na Tabela 1.1, apresenta-se alguns exemplos de pontes que ruíram e o que ocasionou tal fato.

Tabela 1.1 – Exemplos de falhas em pontes e suas causas.

Ponte	Localização	Ano	Causa
Ponte do rio Mianus	EUA	1983	Corrosão do metal e fadiga
Viaduto da rua Cypress	EUA	1989	Terremoto
Ponte Seongsu	Coréia do Norte	1994	Falha estrutural: defeito na solda
Ponte Tarcoles	Costa Rica	2009	Sobrecarga devido a caminhões pesados
Myllysilta	Finlândia	2010	Inclinação devido à falha nos pilares
Ponte Gongguan	China	2011	Sobrecarga
Ponte Skjeggstad	Noruega	2015	Deslocamento de pilar
Viaduto Vivekananda	Índia	2016	Ligação seção e pilar

Como forma de explicitar a principal motivação para a realização desta tese, apresenta-se três exemplos relevantes de colapso em pontes que ocorreram ao longo do tempo e que evidenciam a necessidade do desenvolvimento de novos métodos de detecção de danos em estruturas.

I-35 W Highway Bridge, Minneapolis, Minnesota (2007)

A ponte I-35 W (Figura 1.1), localizada na cidade de Minneapolis (EUA), foi inaugurada em 1967, sendo utilizada nessa época por uma média de cerca de 60.600 veículos por dia. De acordo com dados de 2004, o tráfego médio diário desta ponte aumentou para cerca de 141.000 veículos, sendo que 5.640 eram veículos pesados.



Figura 1.1 – Ponte I-35 W antes do colapso. Fonte: Branco, 2013.

A ponte possuía 581 metros de comprimento por onde passavam oito vias, quatro em cada sentido, com uma largura total de 34 metros. A ponte era constituída por 13 pilares de concreto armado e 14 vãos. A sua parte treliçada tinha 324 metros de comprimento sustentada por 4 pilares. Os 112 nós existentes da estrutura eram constituídos de placas de Gusset de forma a ligar os membros da treliça. Todos os nós tinham duas placas de Gusset, uma de cada lado.

O colapso da ponte ocorreu no dia 1 de agosto de 2007. No momento do acidente, 111 veículos estavam situados sobre a ponte. No relatório do acidente, concluiu-se que 139 metros do vão principal cederam. O acidente vitimou 190 pessoas, sendo que 13 foram fatais.

A equipe de peritos considerou uma série de possíveis teorias para o colapso da ponte I-35 W, antes de encontrar a verdadeira causa. Após uma exaustiva investigação, a equipe concluiu que o colapso ocorreu devido à capacidade de carga suportada pelas placas de Gusset ser inadequada. As placas tinham metade da espessura do que era necessário (Branco, 2013).

Apesar de o colapso ter sido motivado por um erro de projeto, ele poderia ter sido evitado, uma vez que a perícia concluiu que o processo de colapso vinha ocorrendo ao longo de anos. Destaca-se, ainda, que a estrutura passava por inspeções visuais anualmente, mas isto não foi suficiente para evitar seu colapso.

Na Figura 1.2, apresenta-se uma fotografia de 2003, quando já era possível observar problemas na chapa de Gusset. Um fato relevante que pode ter acelerado a ruptura da

chapa é o aumento de 20% da carga permanente da estrutura causada pelo acréscimo de 5 centímetros de concreto na superfície da ponte ao longo dos anos. Outra situação ocorrida no dia do colapso, que se deduz ter aumentado a probabilidade da ocorrência da falha, é o fato de o pavimento estar sendo impermeabilizado e os equipamentos para a realização dos trabalhos se encontravam diretamente sobre o nó onde ocorreu a fratura inicial.

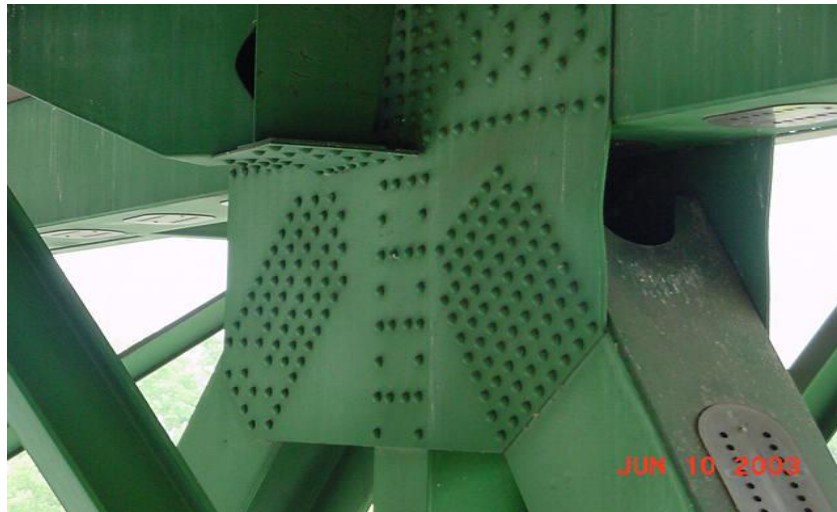


Figura 1.2 – Chapa de Gusset da Ponte I-35 W.

A queda da ponte I-35 W (Figura1.3) proporcionou um impacto negativo na economia local. Como mencionado anteriormente, esta ponte era utilizada por uma média de 141.000 veículos por dia. Todas as empresas localizadas em Minneapolis foram afetadas com a ausência do fluxo de tráfego que possuía diariamente. Algumas empresas relataram perdas de receita na ordem de 50%. Muitos clientes deixaram de frequentar vários estabelecimentos que existiam na cidade. Em junho de 2008, a economia de Minnesota apresentou uma perda de aproximadamente 60 milhões de dólares. Um estudo feito por parte do departamento de transportes de Minnesota concluiu que os custos que os passageiros tiveram para encontrar uma nova maneira de chegar ao centro de Minneapolis foram de cerca de U\$ 400 mil por dia. Além de tudo, ainda foram gastos cerca de U\$ 38 milhões em indenizações para as pessoas que estavam na ponte no dia do colapso.



Figura 1.3 – Colapso da ponte I – 35 W sobre o rio Mississippi.

Entretanto, uma nova ponte foi construída para substituir a ponte I-35 W. A Saint Anthony Falls (Figura 1.4), que foi aberta ao público em setembro de 2008, com um custo estimado entre U\$ 300 e U\$350 milhões. Esta ponte é atualmente monitorada por sensores estáticos de deformação e também por acelerômetros para avaliar seu comportamento global.



Figura 1.4 – Ponte Saint Anthony Falls. Fonte – Branco, 2013.

Ponte Sgt. Aubrey Cosens (2003)

A ponte Sgt. Aubrey Cosens foi inaugurada em 1960, localizada na cidade de Latchford, na província de Ontário, destinada a transpor o rio Montreal no Canadá. A ponte apresentada na Figura 1.5 foi reabilitada em 1992 e teve a estrutura de aço pintada em 1998.



Figura 1.5 – Ponte Sgt. Aubrey Cosens. Fonte - Branco, 2013.

A ponte era constituída por um tabuleiro de concreto de 107 metros de comprimento, apoiada por 12 pendurais em cada lado e que estavam ligados a 12 transversinas. Entre as transversinas, a ponte possuía 6 longarinas. Os esforços causados pelo tráfego eram transmitidos para estas longarinas que, por sua vez, transmitiam-nos para as transversinas e, em seguida, para os pendurais. Dos pendurais, os esforços eram transmitidos para o arco e, finalmente, para os apoios.

O projetista modelou os pendurais como barras biarticuladas, determinando assim apenas esforços normais. Porém, a ligação superior não permitia a rotação, o que originou o aparecimento de momentos fletores durante os movimentos horizontais do tabuleiro. Estes momentos fletores originaram, por sua vez, acréscimo de tensões na ligação, que junto com fenômenos de fadiga, acabaram acelerando a deterioração da ligação (Branco, 2013).

Durante vários anos, a ponte não demonstrou quaisquer tipos de indicação de que algo poderia estar falhando. Este fato levou que houvesse uma falta de manutenção ou vigilância por parte dos responsáveis. Os pendurais, supostamente contendo duas rótulas, faziam crer que elas poderiam girar sem produzir qualquer tipo de flexão. Mesmo quando as ligações foram apresentando gradualmente alguma ferrugem, ninguém foi capaz de descobrir este problema de funcionalidade.

A função dos pendurais era de transferir a carga vertical ao arco. Os movimentos longitudinais do tabuleiro obrigaram os pendurais a fletir, uma vez que a suposta rótula

superior não estava funcionando efetivamente como uma rótula. Esta flexão, por sua vez, gerou uma distribuição não uniforme de esforços na “rótula” superior que contribuiu para a sua deterioração.

Na conexão perto do arco, a rigidez dos pendurais aumentava consideravelmente, mas as deformações devido às flexões secundárias (na direção longitudinal) eram pequenas. No entanto, a longo prazo, estas deformações poderiam causar problemas como a abertura de fendas devido à fadiga, causando o colapso dos pendurais, como foi o caso.

O pendural 1, foi o primeiro a fraturar. Uma análise metalúrgica da corrosão feita nesse pendural indicou que este teria fraturado entre 5 e 7 anos antes do colapso em 2003. O que significa que, por volta do ano de 1997, este pendural deveria ter caído. Porém, após ter “descido” cerca de 75 milímetros, o mesmo parou, por ter sido “segurado” pela viga, junto ao tabuleiro da ponte. O pendural manteve-se visualmente intacto na sua posição vertical habitual, o que levou a crer que estivesse funcionando corretamente, permanecendo nessa posição durante vários anos.

Depois da fratura do pendural 1, todas as cargas devido ao tráfego e ao peso próprio daquela região passaram a ser suportadas pelo pendural 2. A mesma análise metalúrgica foi realizada, indicando que o pendural 2 teria fraturado totalmente de 1 a 3 anos antes de 2003. Assim como ocorreu com o primeiro, o segundo pendural permaneceu na posição vertical. Nesta fase, a ponte permaneceu sem dar sinais de que poderia estar em eminente colapso.

Após a fratura total do pendural 2, todas as cargas passaram a ser suportados pelo pendural 3. O resultado foi que ele também chegou a fraturar, mas ao contrário dos outros, acabou por se romper totalmente em janeiro de 2003, causando o colapso parcial da ponte. Na Figura 1.6 é possível observar os pendurais citados após o colapso da ponte.

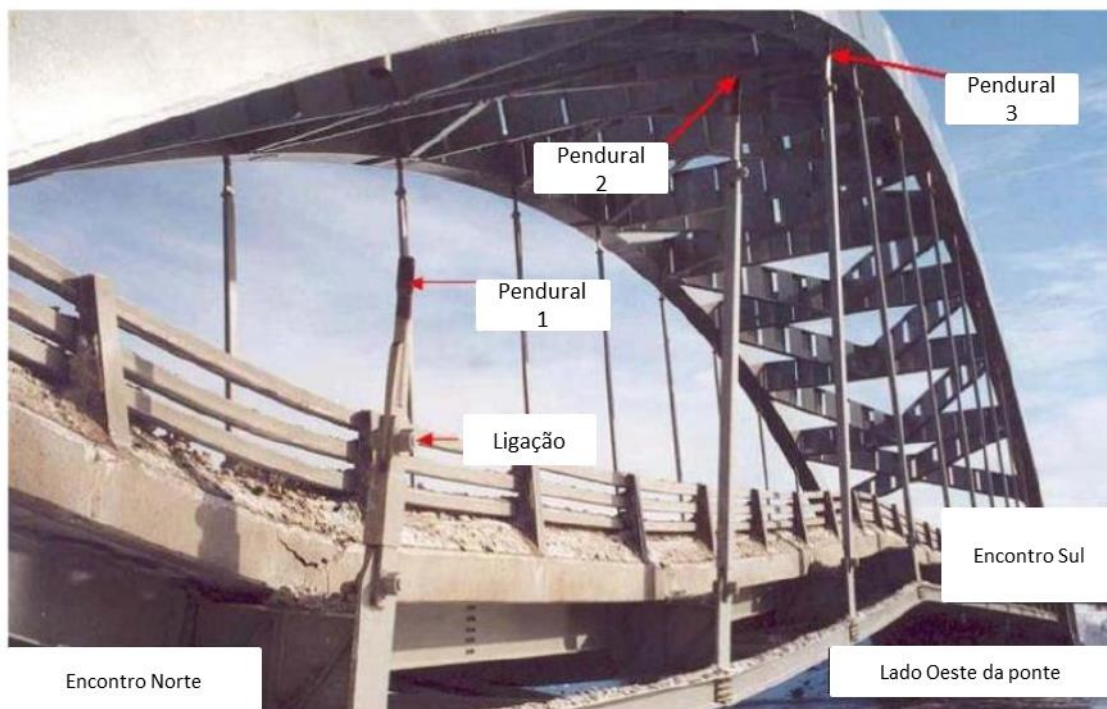


Figura 1.6 – Posicionamento dos pendurais após o acidente. Fonte – Branco, 2013.

A ponte foi reformada e reaberta ao tráfego no ano de 2005 (Figura 1.7). Desta vez, optou-se pela utilização de quatro cabos no lugar de cada pendural.



Figura 1.7 – Ponte Sgt. Aubrey Cosens após reabilitação.

Ponte Hintze Ribeiro (2001)

A ponte Hintze Ribeiro (Figura 1.8) fazia a ligação entre os condados de Penafiel e Castelo de Paiva, em Portugal, tendo sido inaugurada no ano de 1888. Em 1919, a ponte foi dinamitada, sofrendo danos em um dos pilares e no vão extremo do tabuleiro. O seu reparo foi realizado em março de 1928. Em 1959, uma obra para alargar suas vias foi realizada.

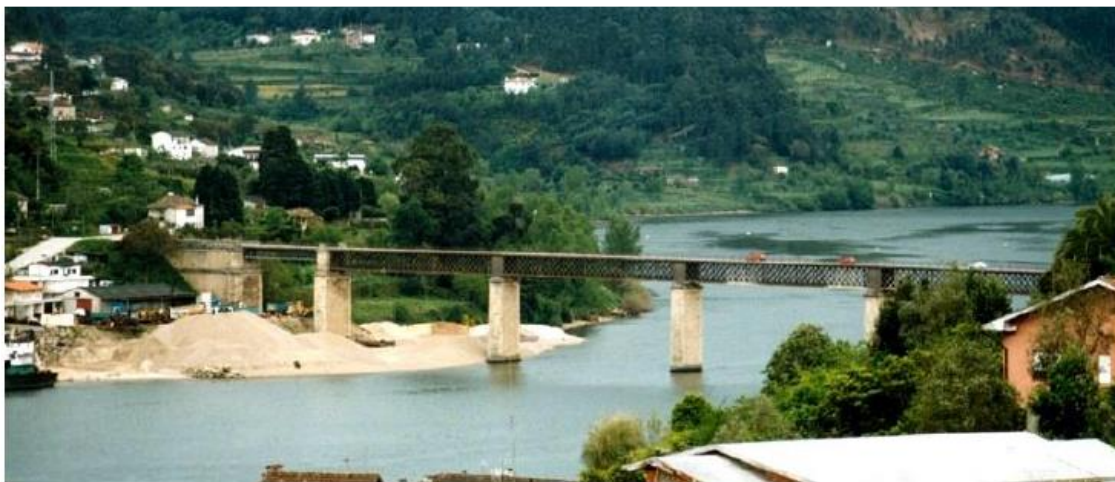


Figura 1.8 – Ponte Hintze Ribeiro no ano de 2000. Fonte – Branco, 2013.

A ponte possuía 336 metros de comprimento que estavam divididos em cinco vãos intermediários de 50 metros, dois vãos extremos de 25 e dois encontros; um de 12,5 metros, na margem direita; e um de 23,5 metros, na margem esquerda. A plataforma destinada ao tráfego rodoviário possuía uma largura total de cerca de 5,9 metros. Os vãos intermediários do tabuleiro encontravam-se apoiados em seis pilares que possuíam alturas que variavam entre 15 e 30 metros. Por sua vez, os vãos extremos estavam apoiados nos encontros e em seus pilares adjacentes.

O colapso, ocorrido em março de 2001, envolveu os dois vãos do tabuleiro apoiados pelo pilar P4, o próprio pilar P4, e o vão do tabuleiro sustentado pelos pilares P5 e P6. Na Figura 1.9 é possível observar a ponte Hintze Ribeiro após o colapso.



Figura 1.9 – Ponte Hintze Ribeiro após o colapso. Fonte – Branco, 2013.

A comissão destinada a avaliar o que ocorreu com a ponte chegou, inicialmente, a levantar a hipótese de o pilar P4 ter caído em consequência do colapso do tabuleiro. Resultados de análises efetuadas antes do colapso mostraram a ausência de defeitos graves no tabuleiro da estrutura, o que indica que este permitia suportar com segurança seu peso próprio e as cargas elevadas resultantes do tráfego rodoviários da ponte. O fato de os pilares estarem em bom estado de conservação e serem robustos afastavam a ideia de que a queda do tabuleiro tivesse provocado o colapso do pilar. Através de resultados de análises dinâmicas efetuadas, pode-se concluir que a perda de apoio do pilar P4 devido à falta de suporte do terreno no nível da base do caixão de fundação provocou seu colapso e, posteriormente, provocou a ruptura do tabuleiro (Branco, 2013).

O balanço que se faz, após a apresentação desses três casos emblemáticos de colapso em pontes, além, é claro, de outras muitas que se encontram em estado de conservação e/ou de uso precários no Brasil e no mundo, refere-se à necessidade da aplicação de métodos que possibilitem a detecção de comportamentos estruturais anormais. A maioria das técnicas de identificação de dano utilizadas atualmente baseia-se em inspeções visuais ou em técnicas como ultrassom, raios-x, ondas acústicas, térmicas, corrente de Foucault, entre outras. No entanto, a aplicação desses métodos requer um conhecimento prévio do local danificado e, conseqüentemente, esses métodos só podem ser aplicados em partes da estrutura que sejam acessíveis. Além disso, muitos desses

métodos são caros, essencialmente subjetivos e demorados. Para se ter uma ideia, a inspeção da ponte do Brooklyn, em Nova York, é realizada a cada dois anos e leva mais de três meses para ser concluída. Além disso, tem um custo da ordem de um milhão de dólares para ser realizada (Dubin e Yanev, 2001). A administração federal de estradas dos EUA (*Federal Highway Administration*) publicou um relatório sobre a inspeção visual de pontes rodoviárias, no qual indica uma série de fatores que podem influenciar os resultados de uma inspeção visual, tais como: medo do tráfego, acessibilidade, percepção da necessidade de manutenção, ferramentas utilizadas, treinamento e experiência do profissional, entre outros (Federal Highway Administration, 2001). Dessa forma, a avaliação da condição da estrutura através da inspeção visual pode variar de forma significativa, podendo não chegar a resultados confiáveis, como é ilustrado na Figura 1.10.

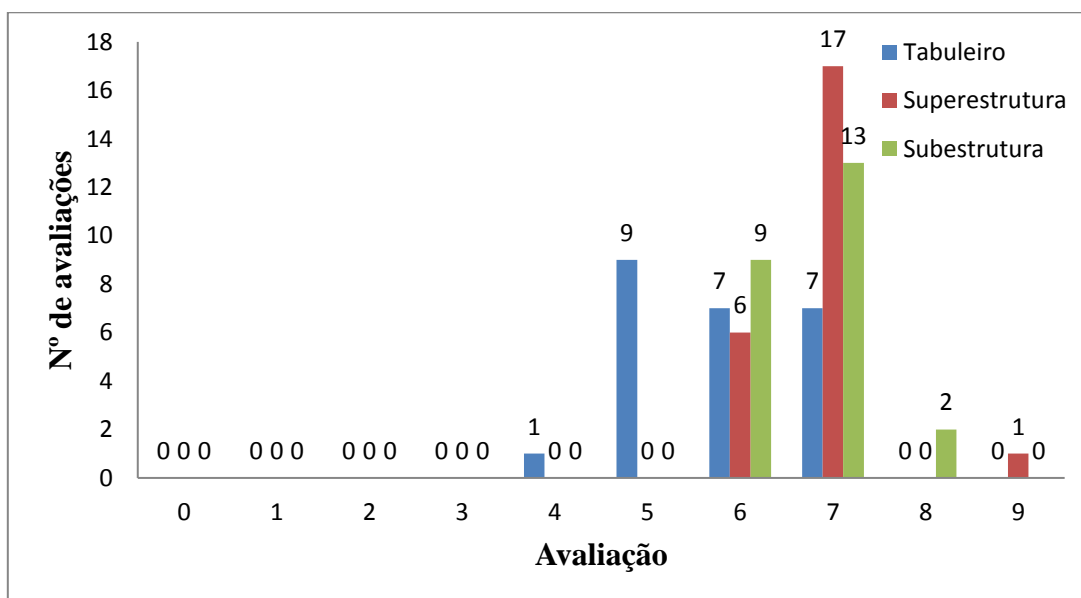


Figura 1.10– Exemplo da distribuição da avaliação da condição da estrutura através da inspeção visual.

Fonte – Federal Highway Administration, 2001.

Na Figura 1.10, é possível observar que dentre os 24 inspetores que realizaram a avaliação do tabuleiro de uma ponte, 9 avaliaram a condição estrutural com nota “5” (elementos estruturais principais podem apresentar perda de seção ou rachaduras), 7 avaliaram a condição estrutural com nota “6” (elementos estruturais apresentam pequenas deteriorações), enquanto outros 7 inspetores classificaram a condição da estrutura com nota “7” (pequenos problemas com menor importância). Percebe-se, portanto, a subjetividade quanto à avaliação visual da estrutura.

Devido às desvantagens apresentadas pelos métodos tradicionais de detecção de danos, criou-se a necessidade de propor métodos que possam ser aplicados em estruturas de forma global e que possibilitem a obtenção de resultados em um tempo de aplicação menor. As técnicas de identificação de dano baseadas em vibrações são métodos globais com capacidade de avaliar as condições da estrutura de uma só vez. Os métodos de identificação de dano baseado em vibrações (VBDD - *vibration based damage detection*) tornaram-se possíveis apenas nas últimas décadas, dado o avanço na capacidade do processamento dos computadores, sensores e equipamentos de aquisição de dados (Link, 2008). A detecção de danos utilizando dados vibracionais é possível, uma que o dano altera as propriedades físicas da estrutura, tais como massa, rigidez e amortecimento.

Desta forma, essas alterações se refletem nas características dinâmicas, quais sejam: as frequências naturais, os modos de vibração e as taxas de amortecimento. Existe uma série de vantagens na utilização dos métodos baseados em dados vibracionais. Dentre elas, o fato de que um número limitado de sensores pode ser suficiente para a detecção, localização e, possivelmente, quantificação do dano. Pode-se citar, ainda, o fato de que os equipamentos utilizados para os ensaios de aquisição de dados dinâmicos (acelerômetros, extensômetros, placas de aquisições, etc.) são compactos e relativamente baratos.

Apesar de muitos métodos baseados em dados vibracionais já terem sido desenvolvidos – e ainda continuarem sendo – eles ainda possuem algumas limitações: a primeira delas reside no fato de o dano geralmente ser um fenômeno local, o que significa que a tendência é de que apenas danos severos sejam detectados se propriedades globais, tais como as frequências naturais e os modos de vibração, forem analisados. A segunda é que as estruturas estão geralmente sujeitas a excitações ambientais devidas ao tráfego, ao vento, entre outras. Nesse caso, os níveis de vibração são muito baixos e os sensores utilizados devem ser suficientemente sensíveis para que as medições apresentem boa precisão, ainda que sujeitas a erros inerentes de aquisição (ruído, por exemplo). A terceira está ligada às variações causadas por efeitos de temperatura, umidade, condições de contorno, massa referente aos carregamentos, entre outros, e que também são de difícil mensuração (Bagchi et al., 2010).

Dado o exposto, surgiu-se como complemento (ou contraponto, a depender do ponto de vista), os métodos baseados em modelos (*MBDD - model based damage detection*). Estes métodos baseiam-se na calibração de modelos numéricos com o objetivo de se aferir a localização e a magnitude do dano estrutural. A desvantagem, entretanto, reside no tempo de análise necessário para calibrar o modelo e, conseqüentemente, avaliar o dano estrutural. Ainda que alguns desses métodos já tenham sido utilizados em estruturas reais, é possível vislumbrar a utilização de diferentes indicadores de dano para a avaliação da capacidade e confiabilidade desse tipo de abordagem.

1.1 OBJETIVO

O objetivo principal desta tese de doutorado consiste na implementação e na utilização de diferentes indicadores e métodos de identificação de danos. Na realidade, pretende-se que as técnicas implementadas sejam capazes não somente de identificar a existência de danos estruturais, mas também de indicar a possível ocorrência dos mesmos. Para tal, serão estudadas duas grandes famílias de métodos para detecção, localização e quantificação de danos em estruturas, a saber:

- **Métodos baseados em dados:** visam a **detecção** do dano estrutural a partir da utilização dos dados dinâmicos brutos (acelerações). Para tanto, será utilizada uma abordagem original baseada em técnicas de aprendizagem não-supervisionada, tais como o método das aglomerações hierárquicas, *k-means*, *fuzzy c-means*, e em técnicas de aprendizagem supervisionada, tais como redes neurais artificiais e máquinas de vetor suporte;
- **Métodos baseados em modelos:** visam a **localização** e a **quantificação** do dano estrutural. Essa abordagem é baseada na atualização de modelos numéricos utilizando algoritmos de otimização (algoritmos genéticos), aplicados a vários indicadores de dano, tais como as frequências naturais, modos de vibração e suas derivadas e indicadores estatísticos.

A fim de validar e avaliar a capacidade das metodologias propostas, serão apresentados estudos de casos numéricos e experimentais, a partir de ensaios em laboratório e em estruturas reais de grande porte, tais como pontes e viadutos.

1.2 JUSTIFICATIVA

O presente trabalho se justifica pelo fato de que poucos trabalhos têm se concentrado na análise direta da resposta de uma estrutura sob excitações ambientais/operacionais. De fato, os sinais provenientes de medições dinâmicas são raramente utilizados devido à falta de ferramentas apropriadas para sua manipulação e à dificuldade de se utilizá-los diretamente. Isso, muitas vezes, decorre da presença de ruídos e/ou à complexidade de se trabalhar com esse tipo de dado corretamente.

A principal motivação deste trabalho é poder fornecer novas metodologias para a identificação de modificações estruturais, quer sejam a partir dos dados dinâmicos, quer seja a partir do uso de modelo numéricos, através de mudanças nos parâmetros modais (frequências e modos próprios) da estrutura.

1.3 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO

Esta tese é composta por cinco capítulos, incluindo o presente, no qual foi realizada uma breve introdução sobre o estudo desenvolvido e os objetivos a serem alcançados.

No segundo capítulo, apresenta-se uma revisão bibliográfica na qual são citados os métodos de identificação de danos (baseados em dados vibracionais e baseados em modelos), assim como alguns indicadores de dano que podem ser utilizados por esses métodos.

No terceiro capítulo, os conceitos acerca dos indicadores de dano utilizados são introduzidos e os métodos de classificação não supervisionada e supervisionada são descritos. Neste capítulo, descreve-se, também, a metodologia baseada em modelos utilizando a técnica de algoritmos genéticos, sendo apresentado o seu funcionamento, assim como a finalidade de seus operadores.

No quarto capítulo, o desempenho dos indicadores de dano aplicados aos métodos baseados em dados vibracionais é avaliado através da aplicação a dois casos de estudo: o de uma viga biapoiada ensaiada em laboratório e o de um viaduto ferroviária, PK 075+317, situado na França.

No quinto capítulo, a metodologia baseada em modelos é avaliada considerando dois casos de estudo: o primeiro, o de uma ponte ferroviária hipotética em que o desempenho dos indicadores é analisado considerando diferentes cenários de dano, a influência do

nível de ruído e a influência do número de pontos para aquisição das respostas dinâmicas/representação das configurações modais; o segundo, o da ponte de São Lourenço, que também é avaliada considerando a interação entre a ponte e o trem.

Finalmente, são apresentadas as conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

CAPÍTULO 2

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Rytter (1993) propôs uma decomposição hierárquica para processos de identificação de danos estruturais em quatro níveis e que é amplamente aceita na literatura:

- Nível 1: detecção de dano;
- Nível 2: localização do dano;
- Nível 3: quantificação do dano;
- Nível 4: previsão da vida residual da estrutura.

Quanto maior o nível, maior o conhecimento a respeito do dano e, geralmente, maior a complexidade do método. A maioria dos métodos encontrados na literatura se limita a detectar e a localizar dano, o que, em grande parte das aplicações, já é suficiente. Doebling et al. (1998) fornecem uma visão geral da maioria dos métodos existentes. Nesse estudo e conforme já elencado na introdução desta tese, aponta-se que os métodos de identificação de dano estrutural podem ser separados em duas grandes famílias:

- *Método baseado em dados vibracionais (vibration data based methods)*: são os métodos mais “simples” e que apresentam a importante vantagem de não necessitarem da construção de um modelo numérico da estrutura a ser monitorada. Dentro desse tipo de abordagem, enquadram-se os métodos de classificação ditos não-supervisionados, para os quais não é necessário realizar uma pré-identificação dos sinais registrados; e os ditos supervisionados, nos quais é necessário que o utilizador forneça algumas informações a respeito dos dados que serão utilizados. Geralmente, os métodos não-supervisionados possibilitam atingir o nível 1 e, algumas vezes, o nível 2, enquanto os métodos supervisionados possibilitam atingir até o nível 3.
- *Métodos baseados em modelos (model based methods)*: são abordagens que utilizam técnicas de atualização de modelo e que permitem chegar ao nível 3 da escala de Rytter. O principal problema desse tipo de método é a dificuldade de se obter modelos numéricos confiáveis de estruturas complexas. Dessa forma,

pequenas alterações causadas por dano podem ser mascaradas por erros inerentes ao modelo (Friswell, 2007).

2.1 Indicadores de dano

Nesta seção, alguns indicadores de dano mais utilizados para a identificação de danos estruturais são apresentados. É importante ressaltar que tais indicadores podem ser utilizados tanto por **métodos baseados em dados**, como também por **métodos baseados em modelos**.

Primeiramente, faz-se uma revisão bibliográfica dos indicadores de dano que são obtidos a partir da utilização direta das respostas dinâmicas, quer sejam no domínio do tempo, quer sejam no domínio da frequência. Em seguida, apresenta-se indicadores de dano que são obtidos a partir da utilização dos parâmetros modais da estrutura, i.e., que necessitam da realização do processo de identificação modal.

2.1.1 Indicadores de danos obtidos a partir das respostas dinâmicas

Como citado anteriormente, é de grande interesse o desenvolvimento de indicadores de danos extraídos diretamente das respostas vibracionais, evitando a necessidade de processos de identificação modal. A utilização desses indicadores é ainda mais atraente quando aplicados em metodologias baseadas exclusivamente em dados, pois mitiga a utilização de modelos em elementos finitos, o que requer grande tempo de processamento computacional.

A utilização de indicadores de danos extraídos diretamente das respostas dinâmicas pode se tornar difícil, uma vez que a maioria dessas respostas possui extensão considerável. Além disso, a escolha do indicador de dano a ser utilizado é muito importante para a precisão dos métodos de identificação de dano, pois um bom indicador deve representar de forma significativa as respostas dinâmicas obtidas.

Em geral, as campanhas de aquisição de dados em estruturas de Engenharia reúnem milhares de valores de acelerações medidas a partir de vários sensores. Conseqüentemente, a análise direta desses dados brutos pode, na maioria dos casos, consumir muito tempo ou ser até mesmo proibitiva. Neste sentido, transformar essa quantidade massiva de dados em um tipo de dado mais compacto (dados simbólicos), porém com a mesma riqueza de informação, torna-se uma abordagem atrativa. De fato, quando esse tipo de procedimento de transformação é realizado, um aspecto importante

deve ser levado em conta: a conservação de propriedades estatísticas dos dados originais, isto é, os momentos de primeira (valor médio), segunda (variância), terceira (assimetria), quarta (achatamento) ordens, etc.

Carden e Fanning (2004) sugeriram que a detecção de danos baseada em vibrações é fundamentalmente um problema de reconhecimento de padrões estatísticos. Indicadores obtidos a partir das medições da estrutura sem danos terão uma distribuição com uma média e variância associadas. Se a estrutura estiver danificada, poderá haver uma alteração em sua média, variância ou ambos.

Choi e Sweetman (2010) utilizaram indicadores estatísticos para monitorar a performance global de uma plataforma de petróleo. Nesse caso, uma rede de sensores inteligentes com computadores embarcados e conexão sem fio é utilizada como alternativa às inspeções visuais. Em uma aplicação em campo de uma rede de monitoramento significativamente complexa, em que séries temporais fossem utilizadas, a grande quantidade de dados armazenados tornaria sua transmissão inviável. A utilização de indicadores estatísticos, nesses casos, permite diminuir o custo dos sensores devido à redução do tempo de processamento, e oferecem uma maneira compacta de caracterizar as respostas dinâmicas da estrutura para facilitar sua transmissão e seu armazenamento.

Santos et al (2013) também utilizaram este procedimento de transformação de dados em uma tentativa de tornar o processo de identificação de danos em estruturas em um enfoque de tempo real, a partir de janelas de controle (*control-charts*).

Alves et al. (2015) *apud* Cury (2010) utilizaram a Análise de Dados Simbólicos para a classificação de diferentes estados estruturais a partir de sua aplicação aos parâmetros modais identificados. Os resultados permitiram concluir que essa transformação de dados pode ser relevante e eficiente, principalmente se aplicada sobre as frequências naturais de vibração.

Na maioria das abordagens para identificação de danos estruturais, os dados vibracionais da estrutura são analisados considerando condições ambientais constantes. No entanto, em situações reais, estruturas estão sujeitas a alterações ambientais, como por exemplo, variação de temperatura, umidade, etc., que também provocam alterações nos dados vibracionais. Tais alterações podem mascarar efeitos causados por eventuais

danos presentes na estrutura, podendo levar à falsas conclusões sobre a condição da estrutura (Yan et al., 2005).

Uma abordagem adotada para solucionar esse tipo problema é realizada a partir da correlação entre os dados vibracionais medidos e as condições ambientais correspondentes. Assim, as condições estruturais podem ser parametrizadas para refletir as diferenças ambientais, tornando os danos da estrutura os únicos responsáveis pelas alterações nos dados dinâmicos. No entanto, Kullaa (2001) destacou algumas desvantagens desse tipo de abordagem. Apesar de as temperaturas serem de fácil obtenção, a localização ótima dos sensores de temperatura pode dificultar a utilização dessa abordagem, uma vez que a temperatura em diferentes partes da estrutura pode variar. Outra desvantagem é que algumas variáveis ambientais são de difícil obtenção, como é o caso da umidade. Além disso, uma vez realizada a correlação entre a temperatura e os dados vibracionais, a posição dos sensores não pode ser alterada. A falha em qualquer um desses sensores pode causar problemas no monitoramento da integridade estrutural.

Diante dos fatos apresentados, muitos autores propõem a utilização da Análise em Componentes Principais (*Principal Component Analysis – PCA*). O objetivo da PCA é eliminar os efeitos das condições ambientais nos dados vibracionais, sem a necessidade das medidas das variáveis ambientais. Ou seja, a ideia da PCA é manter as informações mais relevantes, isto é, aquelas devidas apenas ao dano estrutural.

Yan et al. (2005) aplicou a PCA aos dados vibracionais identificados em diferentes instantes do monitoramento para distinguir alterações entre variações ambientais e dano estrutural. Nesse caso, a PCA é primeiro aplicada aos dados vibracionais da estrutura no estado de referência (identificado para uma parte da variação ambiental) para capturar os efeitos ambientais dos dados. Utilizando esse dado de referência, o erro residual dos dados vibracionais analisados permanece pequeno, caso danos estruturais não ocorram. Caso contrário, um aumento significativo nos resíduos poderá ser observado. A aplicação do método é avaliada para dados simulados e experimentais, mostrando que diferentes níveis de dano podem ser detectados com sucesso, caso os efeitos ambientais sejam eliminados.

Park et al. (2008) realizaram um estudo para inspecionar parafusos frouxos em uma estrutura de alumínio utilizando a PCA para comprimir os dados e eliminar o ruído não

desejado, incluindo efeitos ambientais como temperatura, umidade, etc. O método de classificação *k-means* é utilizado para classificar os estados estruturais utilizando duas componentes principais como indicador de dano. A abordagem possibilitou a obtenção de resultados bem-sucedidos.

Bellino et al. (2010) tiveram como objetivo a utilização da PCA para eliminar efeitos operacionais de sistemas variantes no tempo, como é o caso de pontes ferroviárias, em que a massa e a velocidade dos trens são consideradas como fatores operacionais, já que geralmente não são medidos. O método se mostrou capaz de distinguir os diferentes níveis de dano. Porém, a análise demonstra algumas limitações, uma vez que a grande variedade de possíveis valores de massa pode alterar a correlação linear entre as características vibracionais.

No âmbito da utilização das respostas no domínio da frequência como indicadores de dano, tem-se o trabalho de Teng (2012), que utilizou a Transformada Rápida de Fourier (FFT) para identificar frequências, modos e taxas de amortecimento da estrutura íntegra e danificada. O maior problema da utilização da FFT está no fato de que a transformada é o resultado de uma integração ao longo de toda a extensão do sinal. Isso significa que a decomposição não pode indicar o tempo de ocorrência para um sinal transiente. Dessa forma, sua utilização para a identificação de danos estruturais é baseada na análise de alterações dos picos das frequências.

Ambrogio e Zobel (1994), Lyon (1995), Imregun et al. (1995), Schultz et al. (1996), Ko et al. (2002), Fang et al. (2005), utilizaram as Funções de Resposta em Frequência (FRFs) para identificar danos em estruturas. As FRFs possuem, como vantagem, o fato de fornecerem uma grande quantidade de informação sem a necessidade do processo de identificação modal.

Investigações experimentais dos efeitos de fissuras e danos na integridade da estrutura foram realizadas por Owolabi et al (2003). Alterações nas primeiras três frequências naturais e suas amplitudes das FRFs correspondentes às acelerações medidas foram utilizadas como indicadores para identificar danos. Estudos experimentais foram realizados utilizando dois conjuntos de vigas de alumínio, possuindo sete vigas cada conjunto. Fissuras foram introduzidas em sete diferentes locais com profundidades entre 10 a 70% da espessura da viga. As acelerações foram medidas em sete diferentes posições em cada viga. Os resultados experimentais mostraram que existe uma clara

tendência de as frequências diminuírem com o aumento do dano. As amplitudes das FRFs também mostraram uma tendência de diminuir com o aumento do dano.

Zou et al. (2010) apresentaram um método combinado para identificar danos baseado nas funções de resposta em frequência e algoritmos genéticos. Os fatores de redução dos elementos de rigidez foram utilizados como variáveis de otimização e o *cross signature assurance criterion* da FRF foi utilizado para construir a função objetivo do algoritmo genético. O método mostrou eficiência mesmo na presença de altos níveis de ruído. No entanto, o método só foi testado para estimar a severidade do dano, sua capacidade para localizar dano não foi avaliada.

Uma dificuldade da aplicação das FRFs, no entanto, reside justamente em medir as forças de excitação que atuam na estrutura, causadas por vibrações ambientais. Como alternativa, as Densidades Espectrais (*Power Spectral Density* – PSD) das respostas dinâmicas podem ser utilizadas, já que não necessitam das medidas das forças que atuam na estrutura.

Beskhyroun et al. (2005) propuseram uma técnica baseada em alterações da PSD para detectar e localizar danos. O método é aplicado a um modelo em elementos finitos de uma ponte de aço com três vãos e com tabuleiro de concreto. Vários cenários de danos são introduzidos na viga principal, tendo sido possível a localização exata dos danos. O algoritmo se mostrou útil para o monitoramento da integridade estrutural quando vibrações ambientais são utilizadas como excitação. Por outro lado, quando outras fontes de excitação (com diferentes distribuições, diferentes sinais de excitação e amplitude da força) são utilizadas, o dano é detectado e localizado com menor precisão. O autor também cita que o dano é localizado mais facilmente quando se encontra perto do ponto em que as acelerações são medidas. A quantidade de sensores utilizados não afeta a detecção do dano, porém, influencia na precisão da localização do dano.

Zheng et al. (2015) propuseram um método baseado nas PSDs para localizar e quantificar danos estruturais. Um método baseado na atualização de modelos numéricos é utilizado para identificar os danos a partir da densidade espectral de potência. O método não necessita da análise modal e apenas as respostas dinâmicas da estrutura são necessárias. O estudo aponta que poucos pontos de medidas são necessários para a identificação de dano. Porém, quanto mais pontos de medidas são utilizados, o efeito do ruído é reduzido e resultados mais satisfatórios são obtidos.

Os métodos no domínio da frequência, no entanto, assumem que os sinais que estão sendo analisados possuem componentes com características periódicas. Assim, um dano produz alterações no sinal no domínio da frequência. Uma das limitações da análise espectral, no entanto, é a perda das informações no domínio do tempo.

Diante dessa limitação, uma técnica que vem sendo bastante utilizada é a transformada *wavelet*, já que ela fornece informação do sinal no domínio do tempo-frequência. A transformada *wavelet* tem sido empregada por muitos pesquisadores, por ser uma ferramenta que, quando utilizada juntamente com ferramentas de inteligência artificial, possibilita o monitoramento em tempo real para a realização de manutenção preditiva, visando a minimização do tempo entre o recebimento das informações e o diagnóstico do problema (Santiago e Pederiva, 2003).

Ovanesova e Suárez (2004) aplicaram as transformadas *wavelet* para detectar danos em vigas e pórticos. Eles utilizaram apenas a resposta da estrutura danificada para identificar danos, sem quaisquer informações a respeito da estrutura sem danos. O procedimento pode localizar o dano utilizando respostas estáticas e dinâmicas do sinal. Além disso, foi necessário obter a resposta estrutural apenas no entorno da região onde o dano se localizava.

Hester e González (2012) identificaram danos em um modelo de uma ponte em viga simplesmente apoiada de 40 metros, a partir das respostas das acelerações obtidas sob a aplicação de cargas móveis. Para isso, foram utilizadas as transformadas *wavelet*. Constatou-se que o método é capaz de detectar danos a partir dos coeficientes *wavelets*. Porém, quando a severidade do dano é pequena, o método é mais eficiente caso uma maior gama de escalas seja utilizada. Devido à utilização das cargas móveis, o autor identifica singularidades nas interseções da ponte com a via adjacente que podem dificultar a detecção de dano.

2.1.2 Indicadores de dano baseados nos parâmetros modais

Nesta seção, apresenta-se alguns indicadores baseados na utilização direta ou indireta dos parâmetros modais identificados, e.g., frequências naturais e modos de vibração.

A maioria das abordagens mais antigas dos métodos de identificação de dano baseados em dados vibracionais utiliza as frequências naturais da estrutura para avaliar a existência de dano. É bem estabelecido que a presença de dano na estrutura causa

variação nas frequências naturais da estrutura. Uma extensa revisão da utilização das frequências naturais para identificar danos em estruturas foi realizada por Salawu (1997). A vantagem de se utilizar indicadores de dano baseados nas variações das frequências naturais está atrelada a sua fácil implementação e ao seu relativo baixo custo computacional.

A confiabilidade da identificação de dano utilizando esses parâmetros modais é limitada por algumas razões. A primeira delas reside no fato de que as medições devem ser muito precisas. Em outras palavras, danos podem causar alterações muito pequenas nas frequências naturais de grandes estruturas e essas pequenas alterações podem não ser detectadas devido a erros de medição (Doebbling et al., 1998). Outra desvantagem é que as frequências naturais são facilmente afetadas por variações ambientais, tais como temperatura e umidade. Portanto, se apenas as frequências naturais forem utilizadas como indicadores, sua utilização pode acarretar em resultados que não condizem com a realidade (Maeck and De Roeck, 2002).

Ndambi et al. (2002) realizaram ensaios experimentais para avaliar a correlação entre o processo de fissuração em uma viga de concreto armado e a variação das frequências naturais da estrutura. Ensaios de carga estática foram realizados para introduzir fissuras nas vigas e, em seguida, ensaios dinâmicos foram realizados para determinar suas características dinâmicas. Os resultados mostraram que as frequências foram afetadas pelo acúmulo de fissuras nas vigas. Também foi apontado que, se a frequência diminuir de forma gradativa, a severidade do dano pode ser estimada.

Kim et al. (2003) apresentaram uma metodologia que localiza e quantifica o dano utilizando as frequências naturais e os modos próprios. Uma viga de concreto biapoada foi utilizada para o experimento. Os parâmetros modais da viga foram extraídos de um modelo em elementos finitos utilizando um software comercial. De acordo com os resultados, o dano pode ser localizado com erros relativamente pequenos. Além disso, quando o dano analisado se encontrava no meio do vão, a extensão do dano podia ser localizada precisamente, o que não ocorreu quando o dano analisado se encontrava a um quarto de vão.

Garescì et al. (2006) apresentaram uma metodologia de identificação de dano que possibilita a determinação da presença de dano e sua localização através da combinação da identificação modal utilizando dados experimentais e dados numéricos obtidos a

partir do método dos elementos finitos. Os autores compararam resultados das frequências e dos modos próprios obtidos experimentalmente e através do modelo em elementos finitos. Os resultados mostraram que o método possibilitou a detecção e localização do dano de forma precisa.

O trabalho de Kim et al. (2003) teve continuidade por Kim et al. (2007) que propuseram uma metodologia de identificação de dano para determinar a localização e quantificar a severidade do dano sobre incertezas induzidas pela variação de temperatura. Primeiramente, um conjunto de parâmetros modais foi medido para diferentes temperaturas. A média e o desvio-padrão das frequências naturais adquiridas foram investigados durante o experimento. Na sequência, um conjunto de fórmulas empíricas para corrigir o efeito da temperatura sobre as frequências naturais foram obtidas. Tanto a localização quanto a quantificação do dano foram precisas quando as frequências foram corrigidas em relação ao efeito das condições de temperatura.

Naturalmente, e em complemento às frequências naturais, os modos próprios são propriedades intrínsecas à estrutura. Eles não dependem das forças ou cargas que agem na estrutura. Alterações nos modos próprios são muito mais sensíveis a danos locais do que alterações nas frequências naturais. No entanto, os modos próprios são mais difíceis de serem medidos por necessitarem de um maior número de pontos de medição para caracterizar corretamente a deformada modal e para que seja possível determinar a localização do dano. Muitos métodos de identificação de dano foram desenvolvidos baseados nas medições diretas dos modos próprios ou em propriedades obtidas a partir deles, tais como sua curvatura ou energia de deformação modal.

A comparação entre dois conjuntos de dados obtidos dos modos próprios (tanto de suas medidas diretas quanto de suas derivadas) pode ser utilizada para identificar danos, uma vez que os modos próprios podem fornecer muito mais informação e são muito mais sensíveis localmente do que as frequências naturais. Existem dois métodos bastante usuais descritos na literatura para comparar dois conjuntos de modos próprios: o *Modal Assurance Criterion* (MAC) e o *Coordinate Modal Assurance Criterion* (COMAC). West (1986) utilizou o MAC para determinar alterações estruturais em um ensaio espacial e Lieven e Ewins (1988) sugeriram utilizar o COMAC para localizar dano. Allemang (2003) sugeriu a possibilidade da utilização de um valor único de medida para alterações nos modos próprios. Uma medida comum que utiliza valor único é o

MAC, mas é bem estabelecido que este critério é bastante insensível à presença de danos estruturais. O valor MAC indica o grau de correlação entre dois modos e varia de 0 a 1, em que 0 indica que não existe qualquer correlação entre os modos e 1 para total correlação. O afastamento de 1 pode ser interpretado como um indicador de dano estrutural.

O COMAC diferencia-se da definição do MAC por permitir aferir a correlação entre cada coordenada modal combinando a informação dos diferentes modos. Se o deslocamento de uma coordenada modal i dos dois conjuntos de medidas dos modos forem idênticos, o valor COMAC será 1 para essa coordenada. Tanto o MAC quanto o COMAC podem ser utilizados para identificar danos únicos como danos múltiplos. Essas duas técnicas vêm sendo utilizadas principalmente em modelos numéricos e em métodos de identificação modal, no sentido de verificar se os modos identificados são físicos ou não.

Choi et al. (2005) apresentaram a metodologia para identificar danos em uma estrutura que utiliza um novo indicador de dano. Esse método foi baseado em alterações na distribuição da conformidade da estrutura. As alterações na distribuição de conformidade foram obtidas utilizando os modos próprios antes e depois do estado danificado da estrutura. Exemplos numéricos de uma viga simplesmente apoiada e uma viga contínua com dois vãos foram utilizados para verificar o método proposto. Os resultados mostram que o índice de conformidade permite localizar e quantificar dano.

Uma alternativa à utilização dos modos próprios para obter informações da estrutura é a utilização de sua derivada, a curvatura modal. As derivadas dos modos próprios são sensíveis a pequenos danos. Se uma estrutura está localmente danificada, alterações nos modos próprios irão ocorrer na vizinhança da localização do dano. A redução da rigidez causada pelo dano altera as deformadas modais da estrutura. Em teoria, alterações nos modos próprios são capazes de indicar dano. No entanto, as alterações são geralmente tão pequenas que a identificação de dano se torna difícil.

A correlação entre a perda local de rigidez e a alteração na curvatura modal é mostrada em Pandey et al. (1991), considerando a hipótese que o dano afeta apenas a matriz de rigidez e não afeta a matriz de massa. Enquanto os deslocamentos modais dificilmente se alteram para danos reais, se comparados aos modos próprios da estrutura intacta, as curvaturas modais são mais sensíveis ao dano. Os estudos de Pandey et al. concluíram

que as curvaturas modais são um indicador muito mais sensível que os valores MAC e COMAC.

Maeck and De Roeck (2002) desenvolveram uma técnica para detectar, localizar e quantificar danos utilizando frequências naturais e curvaturas modais. A técnica foi validada utilizando uma viga de concreto armado que foi carregada em seis passos, em quatro pontos de carregamento, para obtenção dos modos próprios experimentais. Para essa abordagem, um modelo numérico não foi necessário para encontrar a redução de rigidez. Concluiu-se que o método fornece bons resultados para detectar e localizar o dano. No entanto, a mesma precisão não foi encontrada para quantificá-lo.

Dutta e Talukdar (2004) estudaram a alteração das curvaturas modais mais detalhadamente para detectar e localizar danos múltiplos em pontes, utilizando os cinco primeiros modos próprios. Os autores apontaram que os maiores picos nas alterações das curvaturas modais ocorriam nos locais danificados. Constatou-se que as curvaturas modais são mais sensíveis que os modos próprios para a localização de danos. Porém, Alvandi e Cremona (2006) mostraram que a probabilidade de uma correta localização do dano na presença de elevados níveis de ruído é baixa.

Durante a última década, pesquisadores vêm utilizando a flexibilidade modal que tem se mostrado um parâmetro mais sensível do que as frequências naturais ou os modos próprios para a identificação de danos estruturais (Salehi et al., 2011). Pandey e Biswas (1994) propuseram um método para identificar dano baseado na diferença entre as matrizes de flexibilidade da estrutura íntegra e danificada.

Apenas os primeiros modos da estrutura são necessários para a formulação da matriz de flexibilidade. A síntese desta matriz completa necessitaria das medidas de todos os modos próprios e frequências naturais. Tipicamente, o dano é identificado usando matrizes de flexibilidade através da comparação dessas matrizes sintetizadas através dos modos da estrutura danificada e íntegra, ou ainda, a partir de um modelo em elementos finitos. O quadrado das frequências e a matriz de flexibilidade modal são inversamente proporcionais. No entanto, esse método é mais sensível às variações nas faixas de frequências mais baixas. A matriz de flexibilidade converge rapidamente com o aumento dos valores da frequência, o que é uma vantagem de sua utilização da ao invés da matriz de rigidez (Maeck and De Roeck, 2002).

Patjawit e Kanok-Nukulchai (2005) apresentaram um método para monitorar globalmente regiões debilitadas de uma ponte. O índice de flexibilidade global (GFI - *Global Flexibility Index*) foi proposto para identificar a deterioração de uma ponte. O índice foi formulado utilizando a norma espectral da matriz de flexibilidade global, obtida em pontos de referência selecionados, sensíveis à deformação da ponte. As matrizes de flexibilidade modal foram avaliadas a partir de respostas dinâmicas nesses pontos de referência sob vibrações forçadas. Um estudo foi realizado utilizando uma viga de aço e uma viga de concreto armado para validar o método. Os resultados indicam que alterações nos valores do GFI foram suficientes para localizar regiões danificadas.

Choi et al. (2008) desenvolveram um método para localizar danos em vigas de madeira, utilizando uma combinação do *damage index* e da flexibilidade modal. Avaliações analíticas foram realizadas para verificar a eficiência do algoritmo proposto na localização de danos simples e danos múltiplos em vigas de madeira. Além da avaliação analítica, estudos laboratoriais também foram realizados. Os resultados mostraram a capacidade do método de localizar danos em até quatro posições diferentes em uma viga.

CAPÍTULO 3

3 INDICADORES E MÉTODOS DE IDENTIFICAÇÃO DE DANOS

3.1 Métodos baseados em dados vibracionais

Nesta seção, os métodos utilizados para a classificação de estados estruturais a partir do uso direto das respostas dinâmicas medidas são apresentados. A abordagem utilizada nesta tese consiste em fornecer as medições dinâmicas como dados de entrada, valendo-se de suas representações no domínio do tempo ou no domínio da frequência.

O objetivo maior desta seção é tentar prover elementos de resposta sobre a possibilidade de se **detectar** danos estruturais sem a necessidade de identificação dos parâmetros modais. Sabe-se, entretanto, que este é um problema delicado e complexo, dado que as respostas dinâmicas estruturais representam medições “brutas”, isto é, sem qualquer tipo de tratamento *a priori*.

Neste sentido, as seções a seguir detalham os indicadores elencados na seção 2.2.1, construídos a partir das respostas dinâmicas brutas, e que serão aplicados aos métodos de classificação adotados neste trabalho.

3.1.1 Indicadores de danos obtidos a partir das respostas dinâmicas

3.1.1.1 Análise de Dados Simbólicos

Os recentes avanços técnicos e tecnológicos tornaram possível a aquisição contínua de diversas informações e sua estocagem em grandes bancos de dados. Porém, apesar da capacidade de processamento atual dos computadores, os recursos computacionais necessários para manipular e analisar grandes conjuntos de dados são geralmente limitados. Além disso, os métodos tradicionais de análise de dados foram desenvolvidos em uma época em que a quantidade de informações disponíveis era mais limitada que atualmente.

Ao contrário da análise clássica, que se concentra no estudo dos indivíduos, a análise simbólica manipula os conceitos, que consiste em representar os dados de maneira mais compacta, porém com a mesma riqueza de informação. Eles são chamados de simbólicos por exprimir a variação interna inerente a cada variável, levando em conta as especificidades da base de dados, e não podem ser manipulados unicamente pela

simples descrição numérica ou qualitativa. Com isso, eles necessitam de uma caracterização mais rica, mas também mais compacta. Nesse contexto, a extensão dos métodos clássicos a esses dados representam um grande desafio.

A primeira etapa da ADS é reunir e descrever os conceitos. Isso pode ser realizado para a utilização de variáveis que permitam não somente representar bem, mas também caracterizar os conceitos. A segunda etapa consiste em analisar a tabela de dados simbólicos construída na primeira etapa. As tabelas de dados simbólicos podem ter objetos de diferentes naturezas (por exemplo, um conjunto de vários valores), podem ser ponderados e relacionados entre eles por regras e/ou taxonomias. Exemplos dessas representações são listados abaixo (Billard e Diday, 2006):

- Apenas um valor quantitativo. Por exemplo, se a altura é a variável e z é um indivíduo: altura (z) = 3,5 m.
- Apenas um valor categórico: cidade (z) = Paris.
- Dados categóricos com vários valores. Preço (z) = {alto, médio, baixo} indicando que o preço de um produto z pode ser alto, médio ou baixo.
- Dados do tipo intervalo: peso (z) = [20; 180] significa que o peso de z varia no intervalo de 20 até 180.
- Dados do tipo modal com vários valores (histograma): altura (z) = {[0; 1,20] (0,225); [1,20; 1,50] (0,321); [1,50; 1,80] (0,335); [1,80; 2,10] (0,119)} indica que 22,5% da população z tem a altura entre 0 e 1,20 m, 32,1% entre 1,20 m e 1,50 m, 33,5% entre 1,50 m e 1,80 m, e 11,9% entre 1,80 m e 2,10 m.

Considere-se, por exemplo, um sinal (que faz parte de um ensaio dinâmico) contendo 10.000 valores de aceleração medidos por um único sensor (Figura 3.1 à esquerda).

Na Figura 3.1 (à direita), ilustra-se como o sinal clássico de um sensor pode ser convertido para a representação simbólica. Nesse caso, todos os valores de aceleração são projetados sobre o eixo vertical das ordenadas, e um histograma com 20 categorias ou divisões é construído. Percebe-se, portanto, que ao invés de se guardar os 10.000 valores de aceleração originais, estoca-se apenas 20 (correspondentes aos valores das categorias). A transformação dos dados clássicos em dados simbólicos é realizada quase que instantaneamente, o que torna esse método aplicável para grandes conjuntos de ensaios dinâmicos.

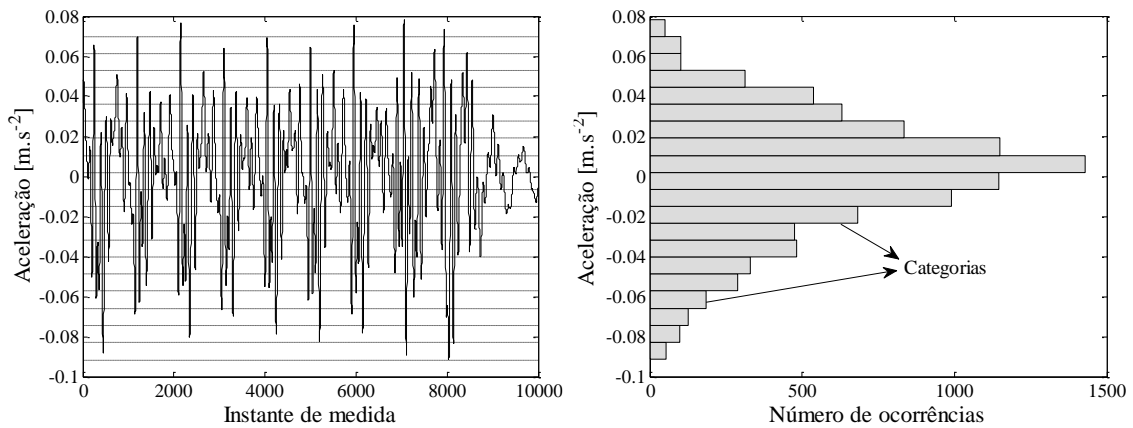


Figura 3.1 – Exemplo da transformação dos valores das acelerações (dados clássicos) em dados simbólicos.

De fato, quando esse procedimento de transformação é realizado, dois aspectos importantes devem ser levados em conta. O primeiro está ligado à conservação de algumas propriedades estatísticas dos dados originais, que são os momentos de primeira (valor médio) e segunda ordem (variância). Momentos de ordens superiores (*skewness* – assimetria e *kurtosis* – achatamento) não são considerados, dado que não exercem papel preponderante neste tipo de análise. O segundo aspecto se refere ao número de categorias ou divisões com valores nulos. Assim, um número de divisões exagerado, contendo muitos valores iguais a zero, não contribui para os procedimentos de classificação de dados.

3.1.1.2 Análise em Componentes Principais

A partir da utilização de projeções ortogonais, um conjunto de variáveis originais em um espaço de dimensão v é transformado em um novo conjunto de variáveis não correlacionadas, chamadas de componentes principais, em um espaço de dimensão q de tal forma que $q < v$. Em outras palavras, o objetivo é projetar os sinais de aceleração originais contidos em um espaço de dimensão maior (número de sensores utilizados) em um novo conjunto de coordenadas cartesianas de menor dimensão (z_1, z_2, \dots, z_q) . Essas novas coordenadas possuem as seguintes propriedades: z_1 é a combinação linear das coordenadas originais x_i ($i=1,2,\dots,v$) com máxima variância, z_2 é a combinação linear que representa a maior parte da variância remanescente, e assim por diante. Se existem q coordenadas que são uma combinação linear de v , as primeiras q componentes principais irão caracterizar os dados e as remanescentes ($v-q$) serão próximas de zero (o que provavelmente irá eliminar parte dos efeitos ambientais).

Considerando o vetor de sinais X_k ($k=1, \dots, v$), é possível avaliar a matriz de sinais $X \in \mathfrak{R}^{n \times v}$ onde n é o número de observações e v representa o número de sensores utilizados. A PCA fornece uma projeção linear dos dados de dimensão v representada por uma dimensão reduzida q que pode ser obtida através da seguinte transformação:

$$Z = X\psi \quad (3.1)$$

em que $Z \in \mathfrak{R}^{n \times q}$ é a matriz com os dados transformados e $\psi \in \mathfrak{R}^{v \times q}$ é a matriz de transformação. A primeira etapa consiste, portanto, em encontrar o grau de dependência entre cada uma das dimensões. Considerando as dimensões duas a duas, é possível avaliar como elas estão relacionadas: se a covariância entre as duas dimensões for nula, não há ligação entre elas. A expressão que permite calcular a covariância entre os sinais x_j e x_k é dada por:

$$cov = (x_j, x_k) = \frac{1}{n} (A^T A), \text{ com } A = [x_j - \bar{x}_j \cdot \mathbf{1}, x_k - \bar{x}_k \cdot \mathbf{1}] \quad (3.2)$$

onde \bar{x}_j e \bar{x}_k são os valores médios dos vetores x_j e x_k , respectivamente e $\mathbf{1}$ denota o vetor unitário.

A matriz de covariância C é definida como:

$$C = \begin{pmatrix} var(x_1) & cov(x_1, x_2) & \cdots & cov(x_1, x_v) \\ cov(x_2, x_1) & var(x_2) & \cdots & cov(x_2, x_v) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ cov(x_v, x_1) & cov(x_v, x_2) & \cdots & var(x_v) \end{pmatrix} \quad (3.3)$$

onde $var(\cdot)$ indica a variância e $cov(\cdot)$ a covariância entre os vetores.

A segunda etapa consiste em extrair os vetores e valores próprios da matriz de covariância C , dada por:

$$C \cdot \phi = \lambda \cdot \phi \leftrightarrow (C - \lambda \cdot I) \cdot \phi = 0 \quad (3.4)$$

onde λ é o valor próprio associado ao vetor próprio ϕ e I , a matriz identidade.

Resolver um problema de valores próprios pode se tornar difícil na medida em que a dimensão da matriz de covariância aumenta. A solução mais comum é a decomposição em valores singulares (*Singular Value Decomposition* – SVD). A decomposição em valores singulares permite decompor a matriz C da seguinte maneira:

$$C = U\Lambda V^T \quad (3.5)$$

em que U é uma matriz ortonormal, onde as colunas são os vetores que definem as componentes principais no espaço de transformação, V a matriz contendo os vetores do espaço original e Λ a matriz de valores singulares ou valores próprios.

Uma vez que os valores e vetores próprios são extraídos da matriz de covariância, os valores próprios são ordenados de acordo com sua magnitude. Os vetores próprios correspondentes a esses valores próprios são os mais pertinentes, nessa direção, e permitem manter a maior parte das informações do conjunto original de dados. Dado que cada vetor próprio é uma componente principal, é intuitivo utilizar aqueles que são mais representativos.

A matriz de transformação é então construída, utilizando q vetores próprios (colunas) da matriz U . O número de componentes principais escolhido depende do tipo de problema tratado. É importante observar a quantidade de informação fornecida por cada valor próprio. Em alguns casos, é possível que somente uma componente principal seja capaz de representar os dados originais de grande parte das informações.

A parte da informação referente a essa projeção pode ser avaliada reprojando os dados para o espaço original. Obviamente, se todos os vetores próprios forem utilizados, o erro de projeção é igual a zero. Os sinais reprojados no espaço original podem ser calculados por:

$$\hat{X} = Z\psi^T = X(\psi\psi^T) \quad (3.6)$$

3.1.1.3 Estatísticas de Alta Ordem

Farrar e Worden (2013) propõem a utilização de 10 indicadores de danos baseados em parâmetros estatísticos para representar um sinal dinâmico X . De modo semelhante à Análise de Dados Simbólicos, a ideia é de reduzir a quantidade de dados a serem tratados, mas conservando suas propriedades principais. Os indicadores utilizados são apresentados na Tabela 3.1.

Tabela 3.1 – Estatísticas de Alta Ordem.

Amplitude máxima	$X_{\text{máx}} = \max X_i $
Média	$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$
Média quadrática	$\bar{X}_{\text{sq}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i)^2$
Raiz quadrada da média	$\bar{X}_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i)^2}$
Variância	$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$
Desvio-padrão	$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}$
Assimetria	$\gamma = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^3}{\sigma^3}$
Achatamento	$k = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^4}{\sigma^4}$
Fator de crista	$X_{\text{CF}} = X_{\text{máx}} / \bar{X}_{\text{rms}}$
Fator K	$X_k = (X_{\text{máx}}) (\bar{X}_{\text{rms}})$

3.1.1.4 Função de Resposta em Frequência

A FRF é uma função de transferência que relaciona a resposta da estrutura a uma solicitação a ela imposta. Ela é estimada através da razão entre o espectro da resposta da estrutura e o espectro da solicitação.

Considerando uma estrutura com um grau de liberdade, como mostrado na Figura 3.2, a equação de equilíbrio dinâmico é dada por:

$$m\ddot{x} + c\dot{x} + kx = f(t) \quad (3.7)$$

onde m , c e k são a massa, coeficiente de amortecimento e rigidez, respectivamente. Na equação, $f(t)$ é a função que representa a força de excitação no domínio do tempo

aplicado ao sistema e x , \dot{x} e \ddot{x} são as respostas em deslocamento, velocidade e aceleração, respectivamente.

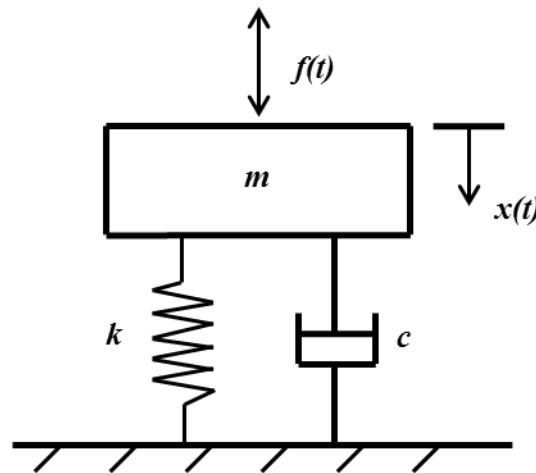


Figura 3.2 – Sistema com um grau de liberdade.

A equação 3.7, no domínio do tempo, também pode ser representada no domínio da frequência como mostra a equação 3.8. A equação no domínio da frequência tem a vantagem de converter equações diferenciais em equações algébricas. Essa equação é obtida através da utilização da transformada de Fourier.

$$[-\omega^2 m + i\omega c + k]X(\omega) = F(\omega) \quad (3.8)$$

Na equação 3.8, $X(\omega)$ é a resposta do sistema e $F(\omega)$ a função de excitação no domínio da frequência.

Sendo $H(\omega) = \frac{1}{-\omega^2 m + i\omega c + k}$, temos:

$$X(\omega) = H(\omega)F(\omega) \quad (3.9)$$

ou

$$H(\omega) = \frac{X(\omega)}{F(\omega)} \quad (3.10)$$

onde $H(\omega)$ é a função de resposta em frequência do sistema. A função de resposta em frequência apresentada relaciona forças com deslocamentos. É possível, contudo, definir FRFs para relacionar forças com velocidades ou forças com acelerações. Estas FRFs podem ser obtidas a partir da primeira, multiplicando-a sucessivamente por $i\omega$. Na Tabela 3.2, apresenta-se as diferentes FRFs:

Tabela 3.2 – Funções de resposta em frequência.

Designação	Tipo de relação	$H(\omega)$
Receptância	Forças - Deslocamentos	$\frac{1}{-\omega^2 m + i\omega c + k}$
Mobilidade	Forças - Velocidades	$\frac{i\omega}{-\omega^2 m + i\omega c + k}$
Inertância	Forças - Acelerações	$\frac{-\omega^2}{-\omega^2 m + i\omega c + k}$

Um método de identificação de dano que utiliza as FRFs é baseado na utilização da curvatura das FRFs. Basicamente, este método é uma extensão do método apresentado por Pandey et al. (1991) em que os dados da FRFs são utilizados ao invés dos modos próprios. De fato, o método utiliza um “modo próprio operacional”, para cada frequência, através das FRFs em diferentes locais da estrutura.

A curvatura para cada frequência é dada por:

$$\alpha''(\omega)_{i,j} = \frac{\alpha(\omega)_{i+1,j} - 2\alpha(\omega)_{i,j} + \alpha(\omega)_{i-1,j}}{h^2} \quad (3.11)$$

onde $\alpha_{i,j}$ é a receptância da FRF medida na posição i para um força aplicada na posição j . A diferença absoluta entre a curvatura da FRF de uma estrutura íntegra e danificada na posição i , ao longo de uma faixa de frequência escolhida, para uma força aplicada na posição j , é dada por:

$$\Delta\alpha''_{i,j} = \sum_{\omega} |\alpha''_d(\omega)_{i,j} - \alpha''(\omega)_{i,j}| \quad (3.12)$$

Finalmente, pode-se considerar para as diferentes posições de aplicação de carga:

$$S_i = \sum \Delta\alpha''_{i,j} \quad (3.13)$$

3.1.1.5 Transformada Rápida de Fourier

A transformada rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform* – FFT) é um algoritmo altamente eficiente para a obtenção da transformada de Fourier. Ela é utilizada para decompor um sinal no domínio do tempo em termos de um conjunto de funções de base senoidais complexas $\{e^{i\omega t}, -\infty < f < \infty\}$, em que i é o número complexo ($i = \sqrt{-1}$),

($\omega=2\pi f$), f é a frequência e t é a variável de tempo discreta. A transformada de Fourier de um sinal no domínio do tempo $x(t)$ é dada por:

$$X(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-i\omega t} dt \quad (3.14)$$

A transformada de Fourier tradicional de um conjunto de dados com tamanho N requer N^2 operações. Dessa forma, o tempo computacional aumenta exponencialmente com o aumento do tamanho N . Em contraste com a DFT, a FFT divide um grande conjunto de dados de tamanho N em dois conjuntos de tamanho $N/2$, cada. O processo é repetido até que cada conjunto tenha extensão unitária. Utilizando a FFT, o número de operações é reduzido à $N \log_2 N$, diminuindo consideravelmente o tempo computacional necessário para efetuar a transformada de Fourier.

Na Tabela 3.3, apresenta-se o número de operações necessárias para a obtenção da transformada para dados com diferentes tamanhos N .

Tabela 3.3 – Complexidade na avaliação da DFT de comprimento N .

N	N² (DFT)	N*Log₂ N (FFT)	Vantagem
2	4	2	2
4	16	8	2
8	64	24	2,67
16	256	64	4
32	1024	160	6,40
64	4096	384	10,67
128	16384	896	18,29
256	65536	2048	32
512	262144	4068	56,89
1024	1048576	10240	102,40
2048	4194304	22528	186,18
4096	16777216	49512	341,33
8192	671088964	106496	630,15

3.1.1.6 Densidade espectral

Para uma série temporal $x(t)$, definida entre o intervalo 0 e T , a transformada de Fourier é definida como:

$$X(f) = \int_0^T x(t)e^{-i2\pi ft} dt \quad (3.15)$$

onde $i = \sqrt{-1}$, e f é a frequência em (Hz).

O espectro de potência é definido como:

$$|X(f)|^2 = X(f)X^*(f) \quad (3.16)$$

onde $*$ expressa o complexo conjugado.

A densidade espectral de potência (PSD) é definida como:

$$G_x(f) = \frac{2}{T} E[|X(f)|^2] \quad (3.17)$$

onde $E[\]$ indica a média de um conjunto para uma frequência específica sobre n amostras de $X(f)$.

3.1.1.7 Wavelets

Como apresentado anteriormente na equação 3.14, a transformada de Fourier para um sinal $x(t)$ é dado pela seguinte expressão:

$$X(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-i\omega t} dt \quad (3.14)$$

onde $X(\omega)$ define a frequência global f do sinal $x(t)$. Por outro lado, sinais de natureza não estacionária (ou transiente), possuem características importantes no sinal que a transformada de Fourier não é capaz de detectá-las.

A transformada continua de *wavelet* de um sinal $x(t)$ é definida por:

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3.18)$$

Uma vez que $\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right)$, a transformada pode ser definida como:

$$W(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi_{a,b}^*(t) dt \quad (3.19)$$

Os resultados da transformação $W(a, b)$ são chamados de **coeficientes *wavelet*** para $\psi_{a,b}$. Estes coeficientes são muito sensíveis a discontinuidades e singularidades presentes em um sinal (Estrada, 2008). $\psi_{a,b}(t)$ é a *wavelet-mãe*, que permite gerar uma série de outras funções a partir dos parâmetros a (parâmetro de escala) e b (parâmetro de translação). O parâmetro de escala está relacionado à frequência do sinal. Altas

escalas correspondem a uma análise mais global do sinal, correspondente às baixas frequências, enquanto baixas escalas correspondem à análise de altas frequências (que correspondem a uma informação detalhada de um padrão oculto do sinal, que geralmente dura um tempo muito curto. Já o parâmetro de translação indica a distância b que a função $\psi_{a,b}(t)$ foi transladada no eixo t , ou seja, ele avança ou atrasa a posição da wavelet no eixo do tempo (Ovanesova, 2000).

Há um vasto número de diferentes *wavelets* disponíveis, cada uma com suas características e adequadas para diferentes aplicações. Dentre elas, destacam-se a *Haar*, *Gaussiana*, *Chapéu Mexicano* e *Morlet*, que são apresentadas na Tabela 3.4.

Tabela 3.4 – Funções *wavelet*.

Nome	Função
Haar	$\psi(t) = \begin{cases} 0 & t < 0 \\ 1 & 0 < t < \frac{1}{2} \\ -1 & \frac{1}{2} < t < 1 \\ 0 & t > 1 \end{cases}$
Gaussiana	$\psi(t) = \frac{d^n}{dt^n} e^{-\frac{t^2}{2}}$
Chapéu Mexicano	$\psi(t) = (i - t^2) e^{-\frac{t^2}{2}}$
Morlet	$\psi(t) = e^{iw_0 t} e^{-\frac{t^2}{2}}$

3.1.2 Técnicas de classificação de dados

Nesta seção, dois tipos de métodos de classificação de dados: os métodos não supervisionados e os métodos supervisionados são apresentados. O primeiro consiste em agrupar um conjunto de informações desconhecidas (não etiquetadas) em grupos distintos (clusters). Essas etiquetas são associadas aos clusters indiretamente, a partir de cálculos realizados por diferentes algoritmos. Dessa forma, o objetivo é identificar os grupos de tal forma que as observações mais similares se encontrem em um mesmo grupo e as mais diferentes sejam separadas em grupos distintos. Na segunda família de métodos, um conjunto de etiquetas conhecidas previamente é fornecida como dados de entrada para a determinação de diferentes grupos. O problema consiste em etiquetar uma nova observação levando-se em consideração grupos já definidos. Nesse tipo de método, três fases são necessárias para classificar os dados. A primeira é a fase de

aprendizagem (ou treinamento), as etiquetas conhecidas previamente são utilizadas para o algoritmo de classificação aprender as descrições relativas a cada classe. A segunda fase é a de validação, na qual uma observação (conhecida) é classificada para analisar a eficiência do algoritmo. Por último, a fase de teste, na qual uma nova observação (desconhecida) é apresentada ao algoritmo. Neste caso, o método deverá ser capaz de classificar esta nova observação segundo as classes previamente definidas.

3.1.2.1 Técnicas de aprendizagem não supervisionada

O agrupamento de dados, também chamado de particionamento de dados ou *clustering*, é uma ferramenta utilizada durante muitos anos em várias áreas, tais como na economia, estudos estatísticos, medicina, etc. (Bock & Diday, 2000). O objetivo, de maneira geral, é separar um conjunto de objetos em diferentes grupos em função de uma noção de similaridade, ou dissimilaridade. Os objetos considerados “similares” são agrupados em um mesmo *cluster* enquanto que os considerados “diferentes” são separados em *clusters* distintos. Assim, o objetivo do *clustering* é agrupar um conjunto de dados da forma mais natural possível.

Um dos pontos fortes dos métodos de *clustering* está relacionado à capacidade de organizar grandes conjuntos de dados para ajudar a simplificar as informações e generalizar a análise de diferentes componentes. Essas informações simplificadas podem também ser empregadas para realizar previsões e efetuar suposições com base nos *clusters* formados. Existem diferentes métodos de *clustering* na literatura e esses métodos podem ser classificados como métodos hierárquicos ou como métodos de partição. No primeiro caso, uma hierarquia de *clusters* é formada para caracterizar a similaridade entre os objetos. Existem dois tipos de métodos hierárquicos: os divisivos ou descendentes e os aglomerativos ou ascendentes. O método descendente começa com um único *cluster* no qual se encontram todos os objetos. Esse *cluster* inicial é então dividido sucessivamente em vários *clusters* de acordo com certo critério até que todos os objetos estejam classificados em *clusters* diferentes, ou seja, cada *cluster* contenha apenas um objeto. Os métodos aglomerativos ou ascendentes começam com um objeto em cada *cluster*. Os *clusters* vão sendo aglomerados sucessivamente segundo certo critério, até que todos os objetos estejam agrupados em um único *cluster*.

No caso dos métodos de partição, os *clusters* também são definidos por um critério de similaridade, mas a noção de hierarquia não é aplicada nesse caso. A seguir, três

métodos de particionamento de dados, utilizados neste trabalho, são detalhados. O primeiro deles é baseado no *clustering* hierárquico e, os demais, no agrupamento por partição.

Por fim, esta família de métodos pode ser utilizada nos casos em que não se conhece previamente o estado de integridade da estrutura, uma vez que não é necessário “rotular” os ensaios segundo um dado nível de dano.

A - Métodos das Aglomerações Hierárquicas

O método das aglomerações hierárquicas foi inicialmente proposto por Bertrand (1986) para classificar dados clássicos. A utilização desse método para classificar dados simbólicos foi proposta por Brito e Diday (1990) e por Brito (1994). Esse método consiste em um processo de particionamento do tipo ascendente (*bottom-up*) e os princípios para a determinação dos *clusters* são aplicados de maneira inversa aos descritos para o método das divisões hierárquicas, isto é, começam com um objeto em cada *cluster* que vão sendo aglomerados sucessivamente, até que todos os objetos estejam agrupados em um único *cluster*. No entanto, a complexidade computacional empregada no método descendente faz com que o método ascendente seja mais utilizado. Inicialmente, cada ensaio é representado por um único *cluster*. Esse método consiste em realizar sucessivos agrupamentos para produzir um único cluster que contém todos os ensaios. Os resultados desses agrupamentos são normalmente mostrados em uma árvore hierárquica ou dendograma.

Nesse método, os *clusters* são associados de acordo com o critério de distância para minimizar o quadrado da soma das distâncias entre os objetos de um mesmo *cluster* e maximizar o quadrado da soma das distâncias entre os membros de objetos diferentes. O método se inicia agrupando os dois *clusters* mais próximos de acordo com um critério de agregação que determina o grau de similaridade entre estes objetos.

As etapas de um algoritmo de aglomeração hierárquica são listadas a seguir:

- 1) Inicia-se o procedimento de particionamento com k *clusters*, cada um contendo um único objeto.
- 2) Calcula-se a distância entre cada *cluster*.
- 3) A menor distância é escolhida e os dois *clusters* que fornecem essa menor distância são agrupados em um novo *cluster*.

- 4) As distâncias entre o novo *cluster* e os demais são calculadas considerando o critério de agregação adotado.
- 5) Repetem-se os dois passos anteriores até que todos os objetos se encontrem em um mesmo *cluster*.

B - Método *k-means*

O algoritmo *k-means* é classificado como um método não-hierárquico (ou por partição), em que o número de grupos ou *clusters* é considerado fixo e inicialmente definido. A diferença entre algoritmos de agrupamentos hierárquicos e não-hierárquicos é que os algoritmos por partição encontram todos os grupos simultaneamente e não impõem uma noção de hierarquia à estrutura de dados.

O algoritmo *k-means* também pode ser chamado de k-médias. O algoritmo *k-means* é bastante popular devido à sua facilidade de implementação (Jain et al, 1999). Esse algoritmo utiliza o conceito de centroides que representam os *clusters*. Esses centroides são calculados a partir da média de todos os objetos do grupo (Fontana e Naldi, 2009).

O objetivo deste algoritmo é encontrar a melhor divisão de n objetos em k grupos (C^i $i=1, \dots, k$) de forma que a distância total entre os objetos de um grupo e o seu respectivo centro, somada por todos os grupos, seja minimizada (Pimentel et al, 2003).

Em outras palavras, o algoritmo atribui aleatoriamente os n objetos a k grupos e calcula as médias dos objetos de cada grupo. Em seguida, cada objeto é deslocado para o grupo correspondente ao centroide do qual ele está mais próximo. Com este novo arranjo dos objetos em k grupos, novos centroides são calculados. O processo continua até que se chegue a uma situação em que todos os objetos estejam nos grupos dos seus centroides mais próximos.

O algoritmo *k-means* pode ser descrito pelas etapas a seguir (Fontana e Naldi, 2009).

- 1) Seleciona-se o número k de *clusters* a serem formados.
- 2) Atribuem-se valores iniciais para os k centroides seguindo algum critério (sorteio aleatório desses valores dentro dos limites de domínio de cada objeto, por exemplo);
- 3) Atribui-se cada objeto ao grupo cujo centroide possua maior similaridade;
- 4) Recalcula-se o valor do centroide de cada grupo como sendo a média dos objetos atuais do grupo;

- 5) Repete-se os dois passos anteriores até que os grupos se estabilizem, ou seja, os centroides se desloquem pouco em relação à sua posição anterior.

Para ilustrar o funcionamento do *k-means* considera-se um conjunto de dados em que se deseja dividi-los em três *clusters*. Na Figura 3.3 são gerados aleatoriamente três centroides, representados pelos círculos.

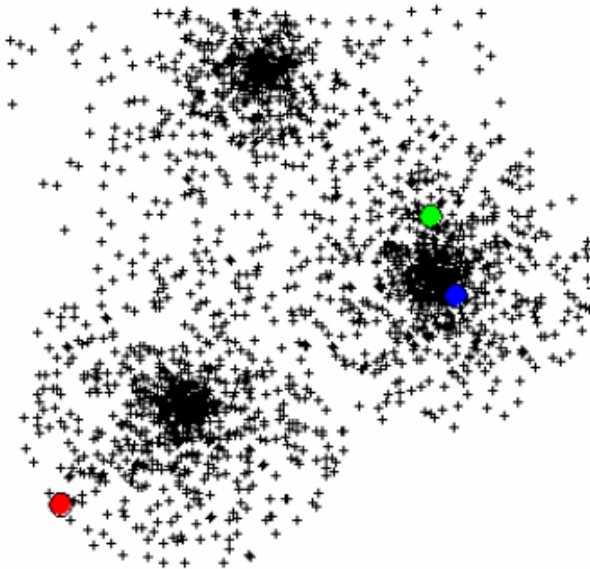


Figura 3.3 – Inicialização dos centroides.

Após a geração dos centroides, cada um dos objetos é atribuído ao grupo para o qual sua distância até o centroide seja a menor, como ilustrado na Figura 3.4.

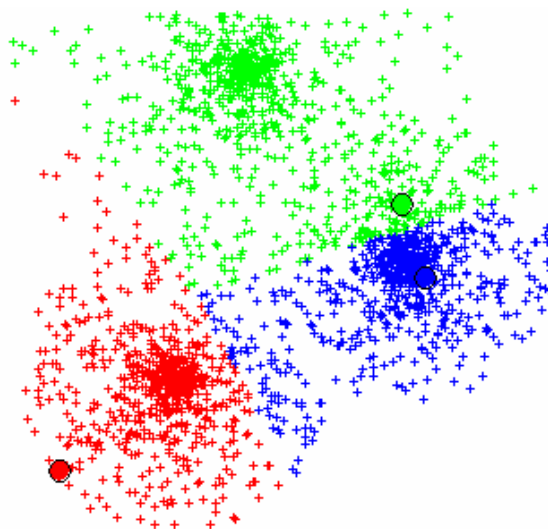


Figura 3.4 – Atribuição dos objetos aos *clusters*.

Em seguida, as posições dos centroides são recalculadas e os objetos são atribuídos aos *clusters* referentes aos novos centroides, como representado na Figura 3.5. No momento em que as posições dos centroides não mais se alterarem, define-se que os objetos se encontram em seus *clusters* finais.

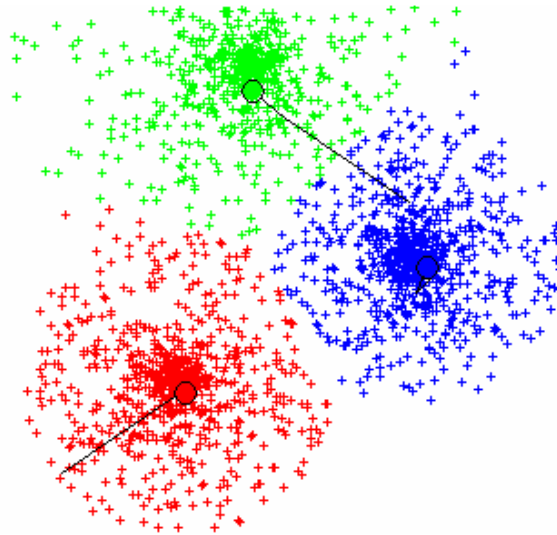


Figura 3.5 – Atualização dos centroides e nova atribuição dos objetos.

Um dos maiores problemas do algoritmo *k-means* deve-se à sensibilidade da seleção dos centroides iniciais, podendo convergir a um mínimo local caso os *clusters* iniciais não sejam devidamente escolhidos (Jain et al, 1999).

Para exemplificar esse problema, a Figura 3.6 mostra um exemplo com sete objetos. Se os centroides iniciais forem considerados os objetos A, B, C, então os *clusters* finais seriam $\{(A), (B,C), (D,E,F,G)\}$ mostrados pelas elipses. Os objetos seriam melhor classificados, contudo, se os centroides iniciais escolhidos fossem, por exemplo, A, D e F. Nesse caso os *clusters* finais seriam $\{(A,B,C), (D,E), (F,G)\}$ mostrados pelos retângulos.

Diferentes formas de inicialização dos centroides podem ser utilizadas. Dentre elas, destacam-se:

- **Amostrai** – Utiliza k objetos da base de dados escolhidas aleatoriamente.
- **Uniforme** – Gera k objetos aleatórios distribuídos de maneira uniforme.
- **Cluster** – são encontrados k subgrupos utilizando 10% do banco de dados. Os centroides resultantes serão utilizados como centroides iniciais para a classificação.

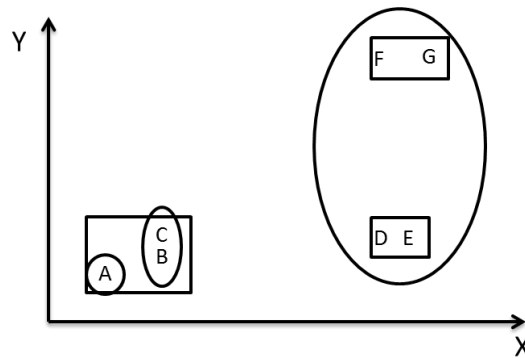


Figura 3.6 – Exemplo da sensibilidade do *k-means* à inicialização dos centroides.

Fonte – Jain et al., 1999.

C - Método *c-means*

Como visto nas técnicas anteriores, as abordagens tradicionais geram partições em que cada objeto (ensaio) pertence a somente um *cluster*, o que é conhecido como *clusterização hard*. Assim, nesse tipo de abordagem, os *clusters* são disjuntos. As técnicas de *clustering fuzzy* estende essa noção para permitir associar um objeto a todos os grupos usando uma função de pertinência (Zadeh, 1965). Esse tipo de técnica é útil em situações em que um objeto possui características de mais de um *cluster*. Um exemplo que pode ser citado é o da classificação de um anfíbio, que é uma espécie de animal que tem características aquáticas e terrestres. Neste caso, ele será parcialmente classificado aos dois *clusters*, através de um grau de pertinência que indica sua similaridade a determinado grupo.

Na Figura 3.7 é ilustrada a diferença entre o *cluster hard* e o *cluster fuzzy* utilizando um mesmo exemplo em que 9 indivíduos são agrupados em dois *clusters*. Considerando o *cluster hard*, a partição seria $H^1=\{1,2,3,4,5\}$ e $H^2=\{6,7,8,9\}$ (representada pelos retângulos). Considerando o *clustering fuzzy*, os objetos são agrupados em dois *clusters* F^1 e F^2 , em que todos os indivíduos terão um grau de pertinência (probabilidade de pertencer ou não) definido no intervalo $[0,1]$ para cada grupo. O *cluster* F^1 pode ser descrito como $\{(1; 1,0), (2; 1,0), (3; 1,0), (4; 0,70), (5; 0,65), (6; 0,40), (7; 0,30), (8; 0,0), (9; 0,0)\}$ e o *cluster* F^2 $\{(1; 0,0), (2; 0,0), (3; 0,0), (4; 0,30), (5; 0,35), (6; 0,60), (7; 0,70), (8; 1,0), (9; 1,0)\}$. Os pares ordenados (n,u_i) representam o objeto n e sua pertinência ao *cluster* i , respectivamente. Na Figura 3.7, os *clusters fuzzy* são

representados por elipses. Nota-se que os objetos 8 e 9 possuem grau de pertinência 0 e, por isso, encontram-se fora do *cluster* F^1 . Já o objeto 6 encontra-se nos dois *clusters*, porém o seu grau de pertinência referente à F^2 é maior que o referente à F^1 , o que indica que ele possui mais semelhanças ao *cluster* F^2 do que ao *cluster* F^1 .

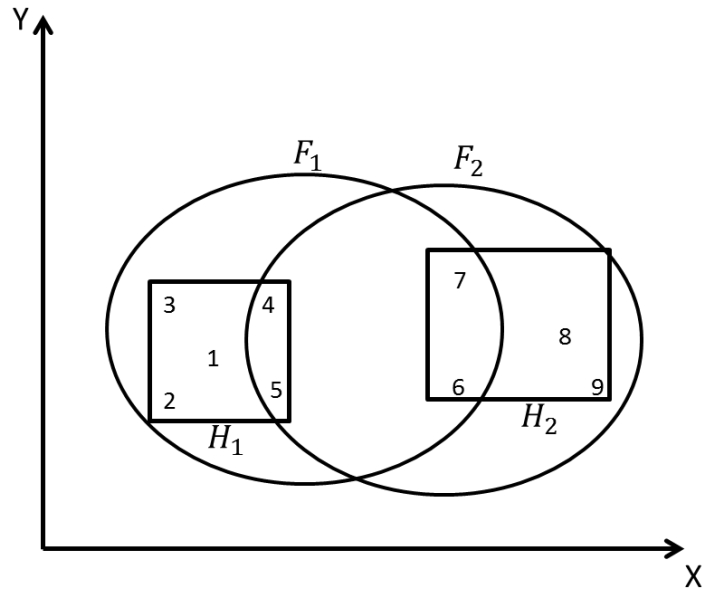


Figura 3.7 – *Cluster hard x cluster fuzzy*. Fonte – Jain et al., 1999.

O algoritmo de *clusterização fuzzy* mais popular é o *c-means*. Considere-se um conjunto de objetos $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ em que se deseja organizá-los em k *clusters*, $C = \{C^1, \dots, C^k\}$. O *c-means* é um algoritmo não hierárquico cujo objetivo é fornecer uma partição de um conjunto de indivíduos em k *clusters*. Para isso, o *c-means* define uma função objetivo em que a ideia é minimizá-la para obter a melhor partição entre os indivíduos nos *clusters*. A função objetivo é definida como (Bezdek, 1981):

$$J2(U, G) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c (u_{ik})^m \phi(x_i, g_k) \quad (3.20)$$

com

$$\phi(x_i, g_k) = \sum_{l=1}^p (x_{il} - g_{kl})^2 \quad (3.21)$$

onde U é a matriz de pertinência $\{u_{ik}\}$ do indivíduo i ao *cluster* C^k , G é o vetor dos centroides, m é o expoente *fuzzy* (grau de *fuzzyficação*) que varia de $]1, \infty[$, o que

determina o grau de “confusão” entre os *clusters* criados e $\phi(x_i, g_k)$ é a distância que mede a dissimilaridade entre um indivíduo i e um centroide de um *cluster* k .

Um exemplo do *fuzzy c-means* é apresentado utilizando uma base de dados composta por 140 dados a serem divididos em dois grupos, isto é, a ordem da matriz U é 2×140 . A Figura 3.8 ilustra a distribuição de dados do exemplo.

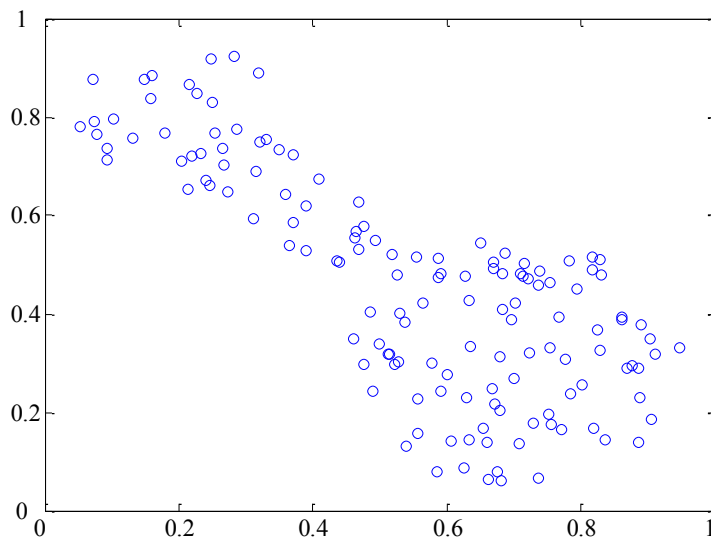


Figura 3.8 – Distribuição de dados. Fonte - Matlab®.

A convergência da função objetivo em função do número de iterações é mostrada na Figura 3.9. A convergência varia com a partição inicial, gerada de forma aleatória. Em geral, a função objetivo converge rápido. No caso do exemplo mostrado, a convergência ocorre a partir da quinta iteração.

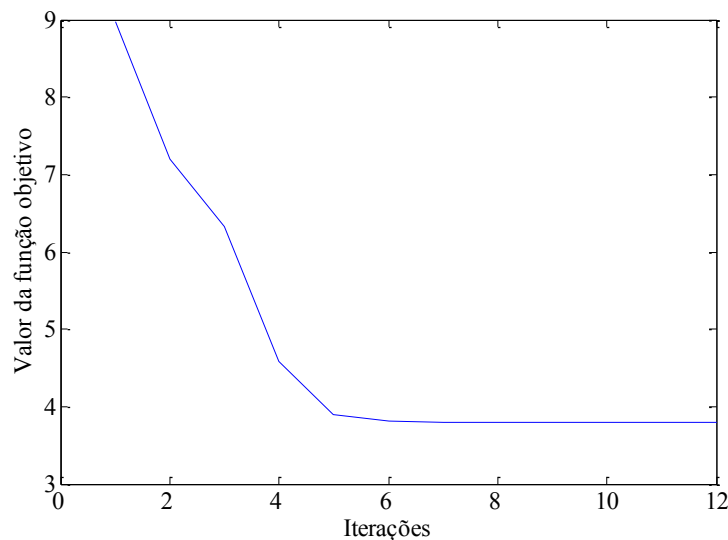


Figura 3.9 – Convergência da função objetivo. Fonte - Matlab®.

Finalmente, os dois grupos classificados pelo algoritmo *fuzzy c-means* são apresentados na Figura 3.10.

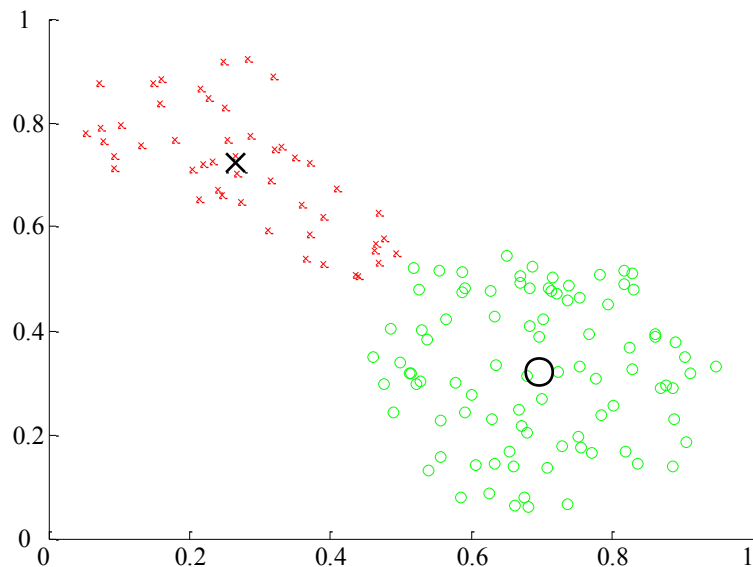


Figura 3.10 – Dados separados em dois agrupamentos. Fonte - Matlab®.

3.1.2.2 Técnicas de aprendizagem supervisionada

O objetivo dos métodos de classificação supervisionada é construir um modelo capaz de classificar uma nova observação a uma classe descrita a partir de um número de observações conhecidas. A primeira etapa de uma classificação supervisionada consiste em definir etiquetas conhecidas previamente para cada classe contendo conjunto de observações diferentes. Nessa etapa, conhecida como aprendizagem, é necessário que o algoritmo aprenda as características de cada classe. O objetivo é permitir, em uma próxima etapa, nomeada de teste, avaliar se observações desconhecidas são classificadas corretamente.

Existe uma série de métodos de classificação supervisionada existente na literatura. Sua utilização é vasta em muitas áreas da Engenharia Civil, Economia, Biologia, etc. Nessa tese, as redes neurais e as máquinas de vetor suporte serão utilizadas como métodos de classificação supervisionada para identificar danos em estruturas.

Por fim, em contraponto às técnicas de classificação não supervisionada, a presente família de métodos pode ser utilizada nos casos em que se conhece previamente o estado de integridade da estrutura, uma vez que é necessário “rotular” os ensaios segundo cada nível de dano.

A - Redes Neurais

De modo geral, os estudos em torno das redes neurais se iniciaram em 1943 com os trabalhos de McCulloch e Pitts (McCulloch and Pitts, 1943). No entanto, a noção de aprendizagem é introduzida em 1958 por Rosenblatt (Rosenblatt, 1958). Alguns anos mais tarde, Hopfield (1982) propôs as redes com várias camadas que se mostraram capazes de resolver problemas mais complexos. Outra melhoria foi proposta por Rumelhart et al. (1986), que propôs um algoritmo baseado em retropropagação de erros, que permitam otimizar os parâmetros da rede neural.

A rede neural é um modelo de cálculo que é inspirado no princípio de funcionamento do cérebro humano, que leva em conta as ligações sinápticas e suas regras de propagação dos sinais elétricos. Assim, o objetivo das redes neurais não é somente de modelar o funcionamento de um neurônio, mas também de permitir a aprendizagem de novas regras de associação, de decisão, de previsão, etc.

Essa técnica demonstra uma capacidade de resolver problemas de classificação lineares e não lineares. Geralmente, as redes neurais são ajustáveis ou treináveis de modo que um dado de entrada conhecido leve a um resultado de saída específico. Na verdade, essa é a ideia geral dos métodos supervisionados, definindo rótulos para cada entrada. Além disso, a formação da rede se baseia numa comparação iterativa entre a saída e a etiqueta, até que a rede forneça o resultado desejado. O objetivo do treinamento é permitir que a rede neural aprenda as regras a partir das observações iniciais. Se o treinamento for devidamente realizado, a rede é capaz de fornecer respostas muito próximas (ou mesmo idênticas) das etiquetas do conjunto de dados de treinamento.

O princípio é demonstrado na Figura 3.11.

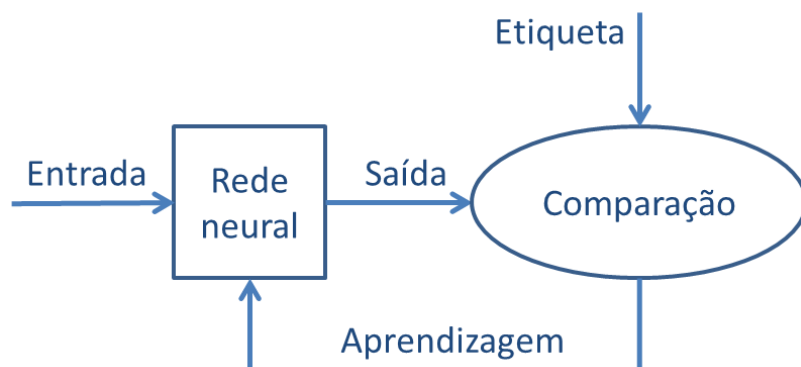


Figura 3.11 – Esquema de treinamento de uma rede neural

O funcionamento dos neurônios pode ser descrito a partir de modelos matemáticos bem ajustados. O mais comum é apresentado por (McCulloch & Pitts, 1943), que pode ser observado na Figura 3.12. Nesse modelo, três elementos básicos são definidos: os dados de entrada E_j , ($j=1, \dots, n$), os pesos sinápticos w_j e as saídas y_j . Cada entrada está associada um peso w_j que reflete a importância da entrada E_j . A primeira etapa, definida por uma função de combinação Σ consiste em somar os dados de entrada multiplicados pelos pesos sinápticos $\sum_{j=1}^n w_j E_j$. A seguir, o valor resultante da função de combinação é utilizado como entrada em uma função de ativação ψ . Se o valor ultrapassar um limiar μ , o neurônio tem como saída (y_j) o valor 1, caso contrário tem como saída o valor 0.

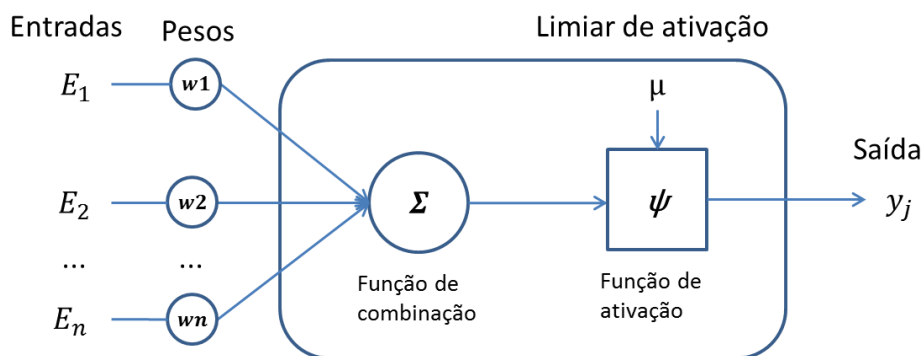


Figura 3.12 – Modelo de um neurônio de McCulloch & Pitts.

No exemplo de McCulloch & Pitts, a função de ativação utilizada é a função escada. Porém muitas outras podem ser utilizadas. As mais comuns são (Bishop, 1995):

- Função escada, definida por:

$$\psi(x) = \begin{cases} 0 & \text{se } x < \mu, \forall x \in \mathfrak{R} \\ 1 & \text{se } x \geq \mu, \forall x \in \mathfrak{R} \end{cases} \quad (3.22)$$

que é descontínua e definida como 0 quando a soma ponderada é menor que μ e definida como 1 caso seja maior que μ . Geralmente, essa função é utilizada em redes mais simples e/ou em problemas de classificação.

- Função sigmoide escrita por:

$$\psi(x) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda x}}; \psi(x) \in [0,1], \forall x \in \mathfrak{R} \quad (3.23)$$

onde λ é um parâmetro que indica a inclinação da função. Esta função é muito usada porque é infinitamente diferenciável e não polinomial. Ela permite uma melhor

adaptação a problemas mais complexos, como por exemplo, problemas de regressão não lineares.

- Função tangente hiperbólica dada por:

$$\psi(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}; \psi(x) \in [-1,1], \forall x \in \mathfrak{R} \quad (3.24)$$

Esta última é também largamente utilizada em problemas de regressão, uma vez que são deriváveis e não polinomiais. Um conjunto de neurônios forma uma rede neural. Esquemáticamente, são representados por gráficos onde neurônios e sinapses são simbolizados por círculos e flechas, respectivamente (Figura 3.13). A rede utiliza uma arquitetura composta por vários neurônios em diferentes camadas. Esse tipo de rede, chamadas de MLP (*Multilayer Perceptron*) é constituída de uma camada de entrada, de uma camada de saída e por um número variável de camadas intermediárias ou ocultas (que dependem da complexidade do problema). De fato, a existência dessas camadas intermediárias que permitem as redes neurais resolver problemas não lineares.

Existem três tipologias de redes MLP que determinam como as informações são transmitidas de um neurônio para o outro. A primeira é a propagação para frente (*feed forward propagation*). Nesse caso, cada neurônio de uma camada se conecta a todos os outros da camada seguinte. No entanto, não existe conexão entre neurônios de uma mesma camada. As informações provenientes das camadas de entrada são transmitidas para os neurônios das camadas ocultas, que finalmente são transmitidas para a camada de saída. A Figura 3.13 ilustra essa classe de MLP com duas camadas ocultas.

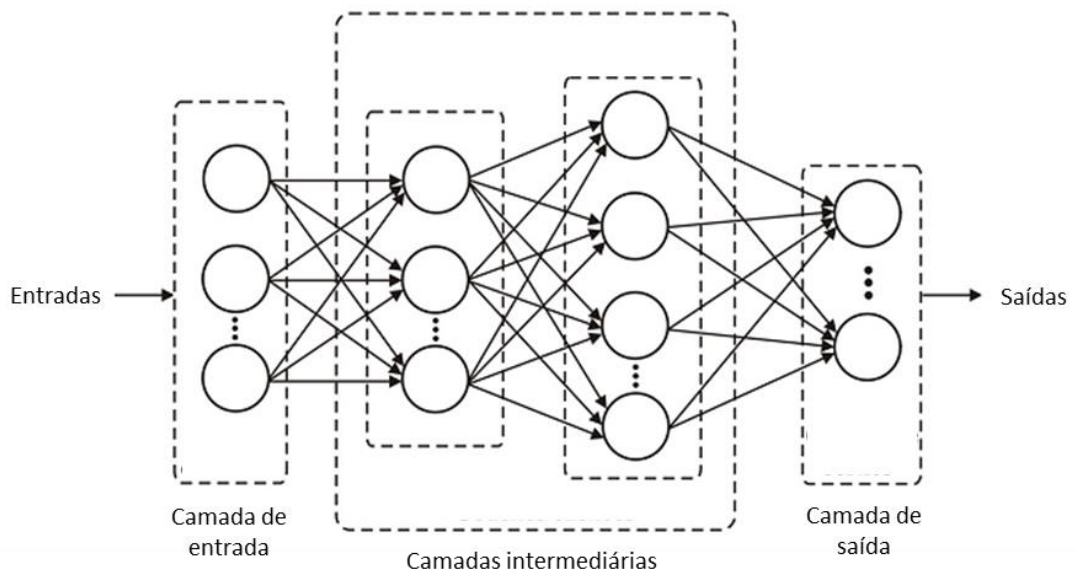


Figura 3.13– Rede neural do tipo MLP.

A aprendizagem de uma rede neural MLP é um processo iterativo, também chamado de “aprendizado por experiência”. O principal algoritmo utilizado para a aprendizagem de uma rede é baseado na técnica de retropropagação de gradiente ou propagação de erros (*backpropagation*). Essa técnica tem como objetivo encontrar os pesos das conexões que minimizam o erro quadrático médio (EQM) cometido pela rede durante a aprendizagem. De modo iterativo, os valores de saída da rede são comparados com os valores definidos previamente (etiquetas) e as diferenças são avaliadas por uma função de erro (como o erro médio quadrado, por exemplo). Em seguida, o erro é retropropagado na rede e o algoritmo ajusta os pesos de cada conexão entre os neurônios, a fim de diminuir as diferenças entre os valores de saída da rede e os valores esperados (etiquetas). Após repetir esse procedimento algumas vezes, a rede geralmente converge para um estado em que o erro é desprezível. Nesse caso, a rede é considerada “treinada”.

As etapas do procedimento de retropropagação são detalhadas a seguir, na Figura 3.14 (Principe et al., 2000).

Uma das grandes vantagens das redes neurais está ligada a capacidade de se adaptar a problemas de natureza complexa. A principal dificuldade é saber escolher os parâmetros necessários, tais como a taxa de aprendizagem, o número de camadas ocultas, etc.

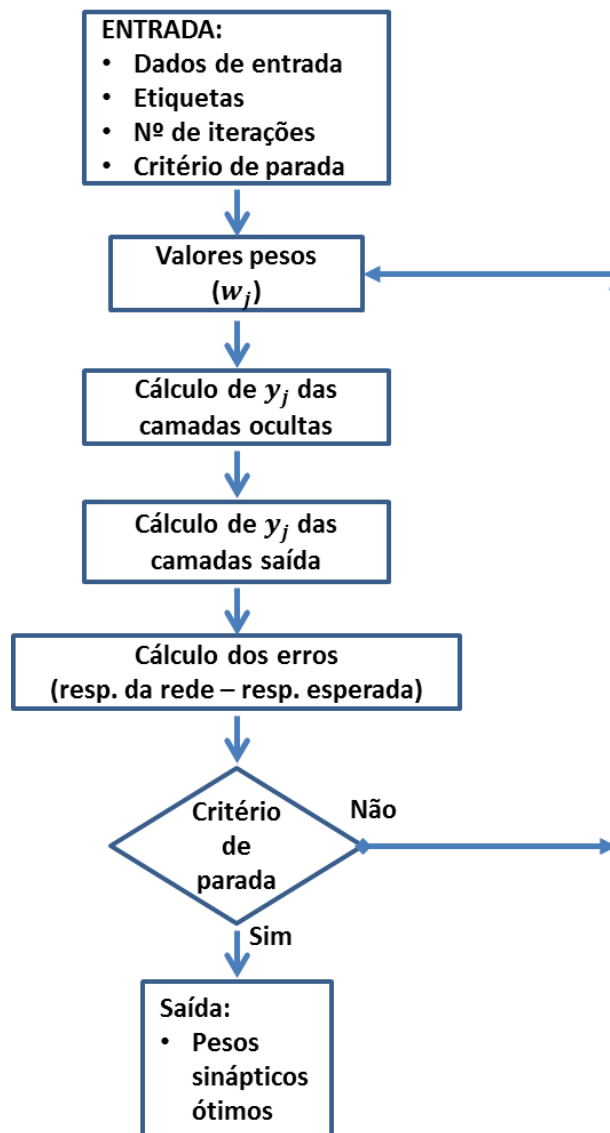


Figura 3.14 – Fluxograma da técnica de retropropagação.

B - Máquinas de Vetor Suporte (SVM)

Máquinas de Vetor Suporte (*Support Vector Machines* ou SVM) são um método de classificação supervisionada, introduzido por Vapnik (1995), que tem a capacidade de resolver problemas de classificação e regressão. Ele se baseia em um classificador que permite separar dados em classes distintas. Para isso, é necessária a utilização de um conjunto de dados de treinamento para realizar a aprendizagem dos parâmetros do modelo.

O objetivo das SVM é encontrar um separador linear ou não linear entre essas duas classes que maximize a distância entre elas. Esse separador é comumente chamado de hiperplano. Uma vez que o hiperplano é determinado, ele é utilizado para determinar a

classe de um novo dado de entrada diferente dos que foram utilizados no treinamento. Os pontos mais próximos do hiperplano são chamados de *vetores suporte*, como ilustrado na Figura 3.15.

Na Figura 3.15, também é possível observar que existem várias possibilidades de hiperplanos válidos que permitem separar as duas classes. Porém, o objetivo das SVM é encontrar o hiperplano ótimo H_0 , que corresponde a encontrar um hiperplano válido que passe entre os pontos das duas classes de dados e que maximize a distância entre eles. A distância entre o hiperplano e o vetor suporte é chamada de “margem”. O hiperplano ótimo é aquele que maximiza a margem.

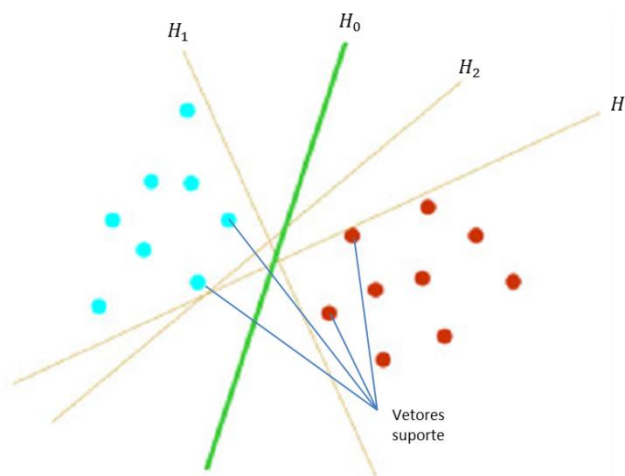


Figura 3.15 – Separação de duas classes de dados por um hiperplano H.

Quanto mais largas as margens, maior a segurança de que os dados não sejam classificados incorretamente. Tal fato pode ser observado na Figura 3.16. A Figura 3.16(a) mostra um hiperplano com margem estreita, e a Figura 3.16(b) ilustra um hiperplano ótimo. A classificação de um novo dado representado por uma cruz verde será incorreta, caso o hiperplano com margem estreita seja considerado. Por outro lado, caso o hiperplano ótimo seja considerado, o novo dado é classificado corretamente.

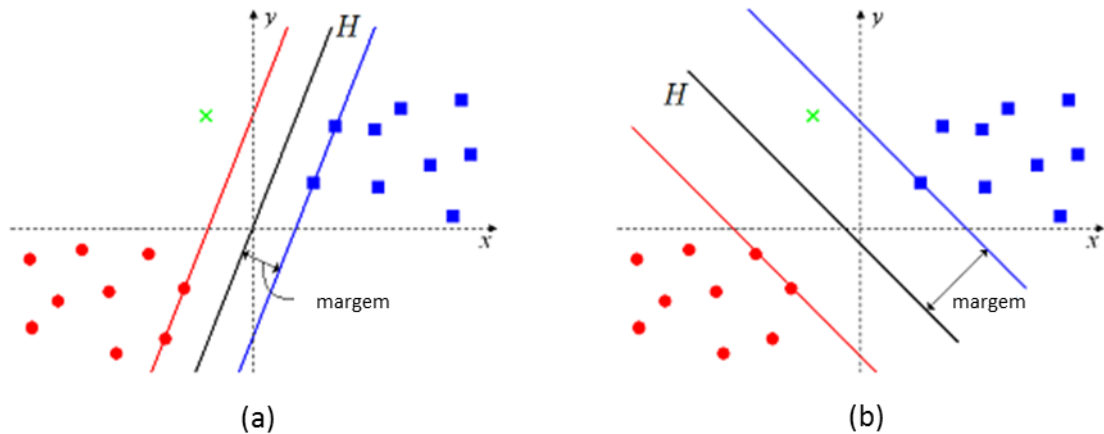


Figura 3.16 – Hiperplanos: a) com margem pequena; b) ótimo.

Existem dois tipos de problemas de classificação utilizando as máquinas de vetores suporte. Os primeiros são aqueles em que os dados de treinamento são linearmente separáveis no seu espaço de representação e o, segundo, são os que não são linearmente separáveis. O primeiro caso é relativamente simples, porém a maioria dos problemas é de natureza não linear, o que impossibilita a determinação direta de um hiperplano ótimo para realizar a classificação.

Para contornar essa limitação, a ideia do algoritmo da máquina de vetor suporte é de alterar a dimensão do espaço de representação original. Esse novo espaço, de dimensão superior ao do espaço original, é chamado de espaço de re-descrição e é obtido a partir de uma função de transformação não linear chamada de função núcleo ou *Kernel*.

Caso linearmente separável

Considerando um conjunto de dados de treinamento $\{x_i, y_i\}_{i=1}^n$, x_i são as amostras de entrada, $y \in \{+1, -1\}$ as etiquetas das classes e n o número de amostras, respectivamente. De acordo com a formulação original de Vapnik, o hiperplano (H) é definido como $wx + b = 0$, onde x é um ponto sobre o hiperplano, w determina a orientação de H , e b a distância de H a partir da origem. Se o hiperplano H maximiza a margem, a seguinte inequação é válida para todos dados de entrada:

$$(b + w^T x_i) y_i \geq 1, \text{ para todo } x_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (3.25)$$

A margem de H é igual a $2/\|w\|$, e os dados de treinamento sobre as bordas das margens H_1 e H_2 são chamados de vetores suporte (Figura 3.17). Portanto, a resolução

do problema consiste na maximização das margens através da minimização de $\|w\|^2/2$ sujeita a Eq. (3.6).

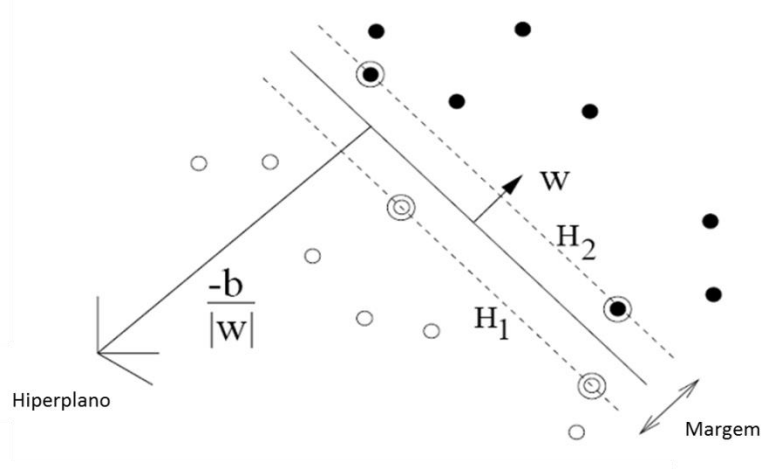


Figura 3.17 – Solução para um cenário de 2 dimensões linearmente separável.

Os multiplicadores de Lagrange $\alpha_i (\alpha_i > 0, i = 1, \dots, n)$ são utilizados para resolver a Eq. (3.26). Após minimizar J_p com relação a w e b , os valores ótimos são dados por $w^* = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i x_i$. O então chamado problema dual pode ser descrito pela Eq. (3.27).

$$J_p = - \sum_{i=1}^n \alpha_i [(b + w^T x_i) y_i - 1] + \|w\|^2/2 \quad (3.26)$$

$$J_p(\alpha) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j + \sum_{i=1}^n \alpha_i \quad (3.27)$$

Assim, a função de decisão linear é criada através da resolução da função de otimização dual, que pode ser obtida por:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i x_i x^T + b^* \right) \quad (3.28)$$

onde α_i^* são os multiplicadores ótimos de Lagrange.

Caso não linearmente separável

Para os dados de entrada com alto nível de ruído, as SVM utilizam margens suaves que podem ser expressas como apresentado a seguir, com a introdução de variáveis não negativas $\xi_i, i = 1, \dots, n$:

$$(b + w^{*T} x_i) y_i \geq 1 - \xi_i, \text{ for } i = 1, 2, \dots, n \quad (3.29)$$

Para obter o hiperplano ótimo de separação H , deve-se minimizar $\psi = C \sum_{i=1}^n \xi_i + \frac{1}{2} \|w\|^2$, sujeito a Eq. (3.29), onde C é um parâmetro de penalidade. Em casos não linearmente separáveis, pode ser útil transformar o espaço original em um espaço de dimensão superior (espaço de redescrição) através de funções de *Kernel* (Figura 3.18), uma vez que essa transformação aumenta a chance do problema se tornar linearmente separáveis.

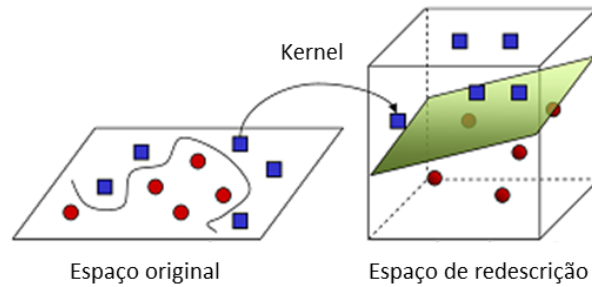


Figura 3.18 – Transformação de um problema não linearmente separável em um problema linearmente separável.

Na literatura, várias funções *Kernel* são listadas. As mais utilizadas são:

- Lineares: $K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j)$
- Polinomial: $K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j)^n$
- Gaussiana (Radial basis function): $K(x_i, x_j) = e^{-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}}$
- Sigmoides: $K(x_i, x_j) = \tanh(a(x_i \cdot x_j) - b)$

Após a seleção de uma função *Kernel*, a Eq. (3.28) é representada por:

$$f(x) = \operatorname{sgn} \left[\sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(x_i, x) + b^* \right] \quad (3.30)$$

3.2 Métodos baseados em modelos

Na presente seção, descreve-se a abordagem a ser utilizada visando a **localização** e a **quantificação** do dano estrutural. Essa abordagem é baseada na atualização de modelos numéricos utilizando algoritmos de otimização (algoritmos genéticos), aplicados a vários indicadores de dano, tais como as frequências naturais, modos de vibração e suas derivadas e indicadores estatísticos.

As pesquisas a respeito dos métodos de identificação de danos baseados em modelos foram iniciadas em torno da década de 80. Inicialmente, elas tiveram como objetivo melhorar os modelos numéricos através da minimização da diferença entre os dados medidos e os dados do modelo, através da modificação do modelo numérico. Entretanto, os dados medidos e os dados numéricos podem não estar muito bem correlacionados devido à dificuldade da correta modelagem de certas partes da estrutura, como por exemplo as ligações, ou devido a seu comportamento mecânico, geralmente não muito bem conhecido. No contexto da identificação de dano, esses métodos teoricamente permitem atingir níveis da escala de Rytter mais elevados, tais como a quantificação do dano, uma vez que este aumenta a diferença entre os dados medidos e os dados do modelo numérico. Portanto, o dano pode ser identificado através das modificações no modelo numérico necessárias para que os dados do modelo sejam mais próximos possíveis dos dados medidos (Reynders e De Roeck, 2005; Reynders et al., 2010; Fritzen et al., 1998). Essa metodologia geralmente está relacionada a um método iterativo. Ou seja, os métodos baseados em modelos consistem na atualização do modelo numérico, com o objetivo de minimizar as diferenças dos indicadores de dano das medidas experimentais e dos obtidos do modelo. Isto é geralmente feito a partir de um algoritmo de otimização, de forma a encontrar as propriedades físicas da estrutura danificada.

O algoritmo genético é um algoritmo de otimização que tem sido muito utilizado na detecção de dano estrutural, apresentando a vantagem de evitar mínimos locais, obtendo assim maior eficiência e efetividade. Diversos trabalhos sobre o tema são encontrados na literatura, dentre os quais destaca-se o de Liu et al. (2011), que aplicaram os algoritmos genéticos para a detecção de dano em uma viga biapoiada de concreto para detectar danos em 3 cenários distintos: um único dano localizado, múltiplos danos localizados e um cenário com dano uniforme em toda viga. Na seção a seguir, detalha-se os principais conceitos acerca de algoritmos genéticos, bem como sua aplicação no âmbito deste trabalho.

3.2.1 Algoritmos Genéticos

Os algoritmos genéticos (AG) vêm sendo desenvolvidos e aplicados com sucesso em diversas áreas, tais como na calibração experimental de modelos numéricos (Levin e Lieven, 1998; Tu e Lu, 2008; Ribeiro, 2012), na otimização estrutural (Wang e Tai, 2005), na identificação de parâmetros modais (Dunn, 1998), na identificação de danos

(Chou e Ghaboussi, 2001; Mares e Surace, 1996; Meruane e Heylen, 2011; Na et al., 2011) e ainda no posicionamento ótimo de sensores em ensaios dinâmicos (Brehm, 2011; Liu et al., 2008).

Os AG são baseados na teoria da evolução natural das espécies de Darwin, em que os indivíduos competem entre si para sobreviverem e se reproduzirem, sendo que os indivíduos cujo código genético lhes confere características que os colocam em vantagem em relação aos demais possuem maior chance de sobrevivência (Goldberg, 1989; Marwala, 2010). O código genético dos indivíduos sobreviventes tem uma maior probabilidade de ser disseminado pela população e se manter ao longo das gerações, garantindo uma melhor adaptação dos indivíduos das gerações futuras ao meio. Os algoritmos genéticos são baseados em operadores baseados na mutação, seleção, cruzamento e substituição.

A aplicação dos algoritmos genéticos a problemas de otimização pode ser realizada com base na metodologia apresentada no fluxograma da Figura 3.19.

A inicialização consiste na geração aleatória de indivíduos que constituem o lote de selecionáveis para formar a população inicial. Cada indivíduo (I_i) é uma solução do problema de otimização, ou seja, é um vetor constituído por n genes que correspondem aos n variáveis da solução.

$$I_i = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \quad (3.31)$$

Os genes de cada indivíduo podem ser representados através de variáveis binárias, variáveis discretas, variáveis contínuas ou a partir da junção de variáveis de diferentes tipos.

A avaliação de cada indivíduo é baseada no valor da função de aptidão (*'fitness'*) que está relacionada com o valor da função objetivo do problema. Um valor da função de aptidão elevado significa uma boa adaptação ao problema.

Do grupo de indivíduos gerados, os que apresentam maiores valores de aptidão são selecionados para a criação da próxima geração. Estudos empíricos indicam que o tamanho da população inicial deve estar compreendido entre 30 e 100 indivíduos (Correia, 2003). O tamanho da população é importante no algoritmo genético porque com uma população pequena, corre-se o risco de não cobrir convenientemente todo o

espaço das variáveis, enquanto uma população numerosa pode conduzir a um elevado custo computacional.

A população inicial é a base de um processo iterativo que tem como propósito a minimização da função objetivo do problema. A partir da população inicial ($k=1$), o algoritmo genético permite a geração de uma nova população de indivíduos, correspondentes a geração seguinte, com base em quatro operadores básicos: a seleção, cruzamento, mutação e substituição.

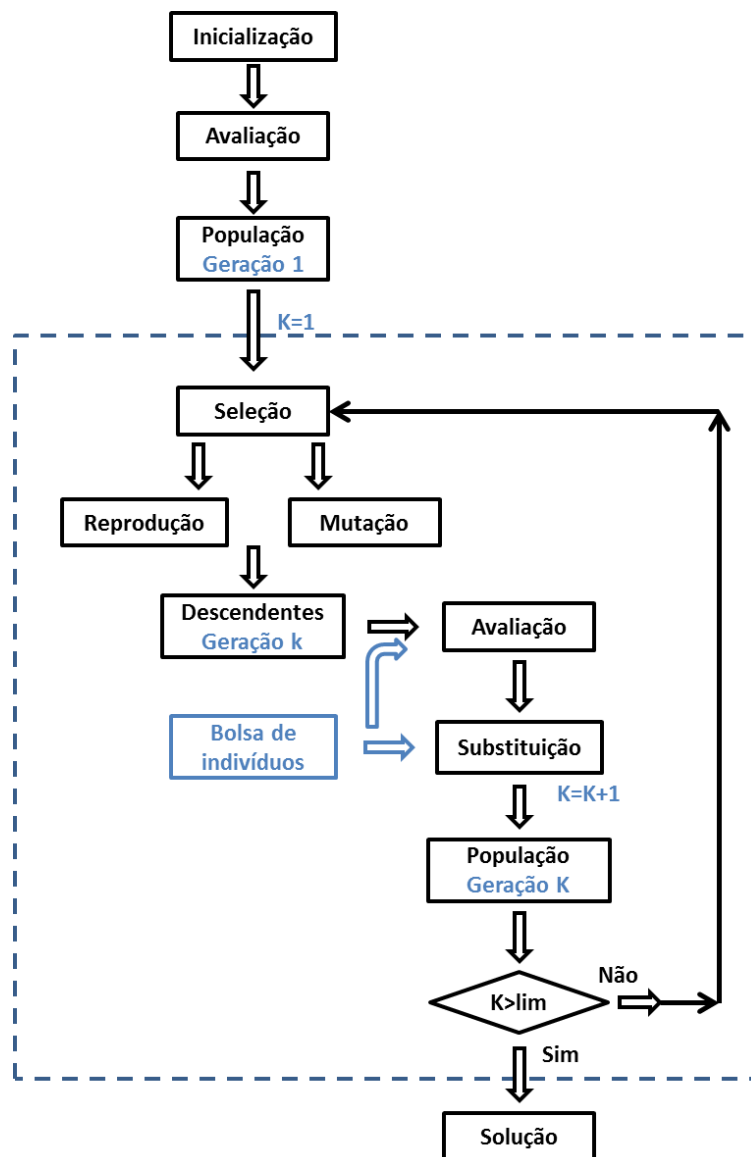


Figura 3.19 – Fluxograma de um algoritmo genético. Fonte – Ribeiro, 2012.

A operação de seleção é baseada na aplicação de um dos operadores de seleção estocásticos descritos adiante. Esta operação visa seleccionar λ indivíduos ($\lambda \leq \bar{\mu}$) que

serão utilizados como reprodutores na fase subsequente da seleção. A pressão seletiva constitui o parâmetro-chave nesta operação tendo em vista a seleção dos melhores indivíduos. Este parâmetro é definido como a razão entre a probabilidade de seleção do melhor indivíduo da população e a probabilidade média de seleção de todos os indivíduos. As operações de cruzamento e de mutação são as principais responsáveis pela variedade genética dos indivíduos das gerações futuras.

Os indivíduos que constituem a população da geração $k+1$ resultam da junção de alguns dos indivíduos descendentes da geração k , com indivíduos pertencentes a um grupo que reúne os melhores elementos das gerações anteriores (Elite). O número de descendentes e número de indivíduos pertencentes ao grupo que integram a nova geração é dependente da estratégia de substituição adotada. O procedimento acima descrito é repetido iterativamente até ser atingido o número limite de gerações (lim).

3.2.1.1 Operadores genéticos

Os operadores genéticos transformam a população ao longo das sucessivas gerações, sendo essenciais para que a população se diversifique e mantenha as características de adaptação propagadas pelas gerações anteriores (Correia, 2003). Em seguida, são apresentados os principais operadores genéticos, em particular a seleção, a reprodução, a mutação e a substituição.

Seleção

Como os algoritmos genéticos se baseiam na seleção natural, eles devem ter a capacidade de identificar os indivíduos mais aptos para que esses continuem no processo, e os mais fracos, para que sejam excluídos. Entre os métodos de seleção existentes, destacam-se a seleção por roleta, seleção por torneio e seleção por ranking.

No método de seleção por roleta, a probabilidade de um indivíduo ser selecionado é proporcional ao valor de sua aptidão. Os n indivíduos são agrupados em porções distintas de uma roleta virtual. A roleta é jogada λ vezes em correspondência com os λ indivíduos selecionados para reprodutores. Neste método, é admissível que o mesmo indivíduo possa ser selecionado mais do que uma vez.

A Figura 3.20 apresenta um exemplo de uma roleta relativa a uma população constituída por 5 indivíduos. Neste caso particular, o indivíduo 4 é o que apresenta maior aptidão, apresentando por isso uma maior probabilidade de ser selecionado.

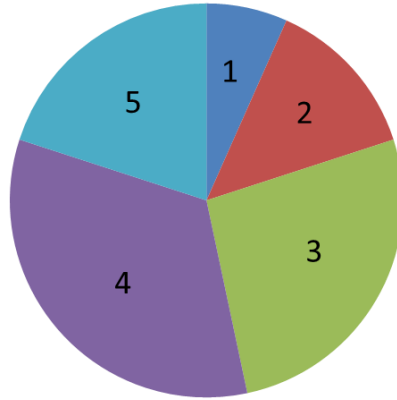


Figura 3.20 - Método de seleção por roleta.

A seleção por torneio consiste na realização de torneios entre um conjunto de indivíduos pré-selecionados. O número de indivíduos que participam nos torneios é escolhido aleatoriamente entre 2 e o número total de indivíduos da população. De cada torneio sai um vencedor, correspondente ao indivíduo com maior valor de aptidão, que é selecionado para fase de reprodução. O torneio é repetido o número de vezes necessário de modo a ser selecionado o número previsto de reprodutores. O aumento do número de participantes no torneio faz aumentar a pressão seletiva e deste modo aumentar a probabilidade de escolher os melhores indivíduos.

Na seleção por ranking, os indivíduos são ordenados de acordo com seus valores de aptidão, e após a ordenação, novos valores de aptidão são atribuídos aos indivíduos de acordo com sua posição no ranking.

Cruzamento

A reprodução consiste no cruzamento do conteúdo genético de dois reprodutores resultando na geração de dois novos indivíduos, designados descendentes. Esta operação permite propagar as características dos indivíduos considerados mais aptos ao mesmo tempo que assegura a diversidade da população. A reprodução é normalmente realizada através de cruzamentos discretos ou cruzamentos agregados.

Nos cruzamentos discretos ocorre a troca de genes entre os reprodutores com base em um esquema de cruzamento predefinido. São exemplos deste tipo de abordagem o cruzamento em um ponto, em múltiplos pontos e o cruzamento uniforme.

Nos cruzamentos em um ponto ou em múltiplos pontos, são selecionados n segmentos ($n \geq 2$), através da definição de $n-1$ pontos de cruzamento gerados aleatoriamente, e

trocam-se os segmentos dos genes entre os dois indivíduos, gerando os dois descendentes.

Na Figura 3.21a é apresentado um esquema ilustrativo do cruzamento com base em 3 pontos de cruzamento. Assumindo os reprodutores (R_1 e R_2), definidos por:

$$\begin{aligned} R_1 &= \{P_1^1, \dots, P_n^1\} \\ R_2 &= \{P_1^2, \dots, P_n^2\} \end{aligned} \quad (3.32)$$

e considerando três pontos nas posições i, j e k ($i < j < k$), os descendentes D_1 e D_2 são dados por:

$$\begin{aligned} D_1 &= \{P_1^1, \dots, P_i^1, P_{i+1}^2, \dots, P_j^2, P_{j+1}^1, \dots, P_k^1, P_{k+1}^2, \dots, P_n^2\} \\ D_2 &= \{P_1^2, \dots, P_i^2, P_{i+1}^1, \dots, P_j^1, P_{j+1}^2, \dots, P_k^2, P_{k+1}^1, \dots, P_n^1\} \end{aligned} \quad (3.33)$$

No cruzamento uniforme cada gene dos reprodutores está associado a um número aleatório $a \in [0,1]$, denominado máscara de cruzamento. A troca de conteúdo genético entre os reprodutores ocorre para os genes em que a sua máscara de cruzamento seja inferior a uma probabilidade predefinida designada pela taxa de cruzamento $\lambda \in [0,1]$. Na Figura 3.21b, apresenta-se um esquema ilustrativo do cruzamento uniforme no qual ocorreram 9 trocas de genes entre os reprodutores.

Nos cruzamentos agregados, os descendentes resultam na combinação entre os genes dos reprodutores. Um exemplo desta abordagem é o cruzamento aritmético que é baseado na definição da taxa de cruzamento $\lambda \in [0,1]$ definida pelo utilizados. Neste cruzamento cada gene i do descendente D_1 , designado por c_i^1 , e do descendente D_2 , designado por c_i^2 , são definidos do seguinte modo:

$$\begin{aligned} c_i^1 &= (1 - \lambda)p_i^1 + \lambda p_i^2 \\ c_i^2 &= \lambda p_i^1 + (1 - \lambda)p_i^2 \end{aligned} \quad (3.34)$$

Este tipo de cruzamento é determinístico e não envolve o recurso a parâmetros aleatórios. Na Figura 3.21c, apresenta-se um esquema ilustrativo de um cruzamento aritmético obtido com base numa taxa de cruzamento igual a 0,25.

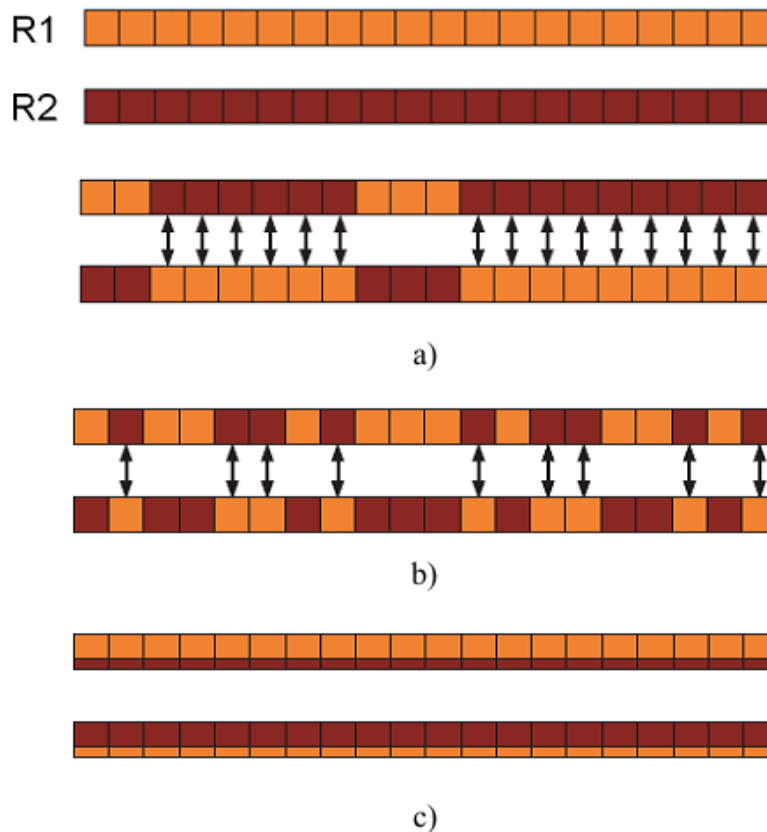


Figura 3.21 – Cruzamento: a) vários pontos; b) uniforme; c) aritmético (Ribeiro, 2012).

Mutação

A mutação consiste numa variação aleatória dos genes dos descendentes. Este operador previne a estagnação da população na fase inicial de uma evolução e o refinamento da solução em fases mais avançadas.

Esta operação modifica aleatoriamente algum gene c_i ou genes de um indivíduo. Nessa operação, a mutação de um indivíduo dá origem a um novo descendente (Figura 3.22).



Figura 3.22 – Mutação.

Substituição

A operação de substituição consiste na substituição dos descendentes da geração atual por indivíduos pertencentes a uma bolsa de indivíduos. Da avaliação conjunta destes dois grupos de indivíduos são selecionados os melhores $\bar{\mu}$ indivíduos que consistem na

população da geração futura. Assim, existem essencialmente dois esquemas de substituição: a substituição total, em que a geração futura é formada exclusivamente por indivíduos pertencentes à bolsa de indivíduos; e a substituição parcial, em que a geração futura é formada pelos descendentes da geração anterior e por indivíduos pertencentes à bolsa de indivíduos.

Além da utilização da bolsa de indivíduos, existe a possibilidade de manter na geração futura os indivíduos considerados mais aptos das gerações anteriores, denominados de elites. As elites são transmitidas intactas para a geração seguinte. A utilização de elites permite manter os indivíduos mais aptos de cada geração e evitar que possam ser perdidos pelo fato de não terem sido selecionados para reprodução, ou mesmo destruídos nas operações de reprodução ou mutação.

CAPÍTULO 4

4. APLICAÇÕES EXPERIMENTAIS

Neste capítulo, avalia-se o desempenho dos indicadores de dano aplicados aos métodos baseados em dados vibracionais. Na Figura 4.1 é ilustrado o fluxograma que apresenta os passos da aplicação da metodologia ora proposta.

A abordagem se inicia com o cálculo dos indicadores de dano, apresentados na seção 3.1.1, a partir dos sinais de aceleração registrados durante os ensaios dinâmicos, sob diferentes estados estruturais. Estes indicadores são, por sua vez, utilizados como dados de entrada para os métodos de classificação não supervisionada (seção 3.1.2.1) e supervisionada (seção 3.1.2.2). Como resultado, os métodos de classificação possibilitam categorizar os ensaios dinâmicos a cada um dos seus respectivos estados estruturais.

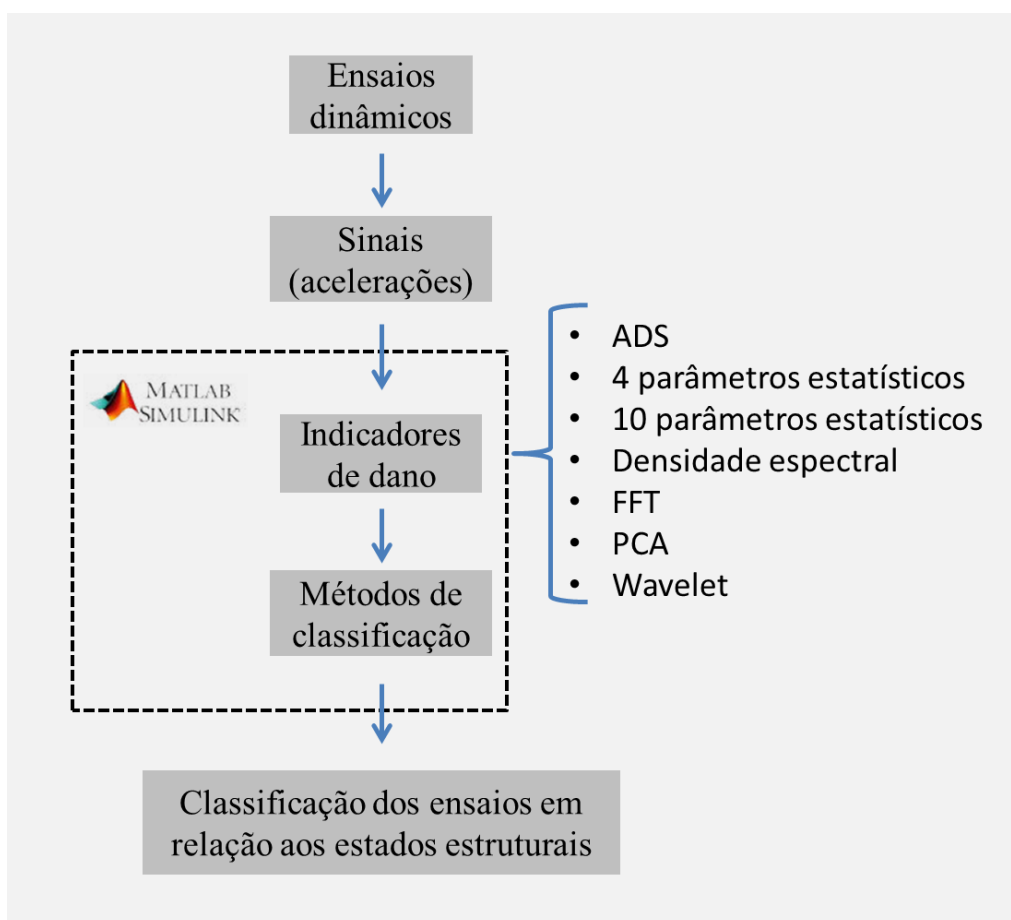


Figura 4.1 – Fluxograma dos métodos baseados em dados.

4.1 Viga biapoiada

Para explorar mais profundamente as potencialidades da abordagem proposta, utilizando diretamente os dados das acelerações, os métodos de *clustering* e de classificação supervisionada são aplicados a um estudo de uma viga biapoiada, ensaiada em laboratório.

O procedimento utilizado segue os seguintes passos: (i) os indicadores de dano são obtidos a partir das acelerações; (ii) os indicadores obtidos são utilizados como entrada para as técnicas de *clustering* (aglomerações hierárquicas, k-means e fuzzy c-means) e de classificação supervisionada (redes neurais e SVM).

4.1.1 Programa experimental

Nessa seção, apresenta-se os ensaios experimentais realizados no laboratório da COPPE/Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ) em uma viga de aço biapoiada, mostrada na Figura 4.2. A viga possui 1,46 m de comprimento, seção transversal retangular (76,2 x 8,0 mm) e foi instrumentada com seis acelerômetros piezoelétricos (PCB, 336C31). O sistema de aquisição de dados utilizado foi o Lynx ADS2002.

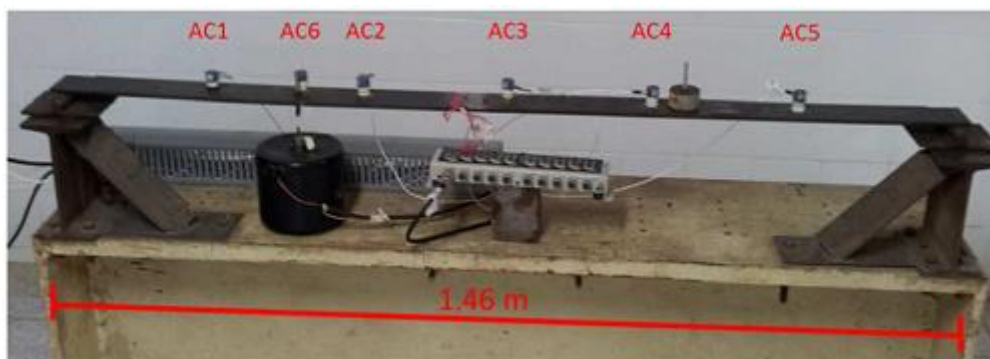


Figura 4.2 – Viga de aço instrumentada.

Este estudo considera dois tipos de excitação: ensaios de impacto, utilizando martelo, e ensaios de vibração aleatória, utilizando um excitador. Nos ensaios de impacto, um martelo foi impactado sobre a viga a cada 10 segundos no ensaio dinâmico. As excitações aleatórias foram aplicadas durante todo o ensaio. Seis campanhas de aquisição foram realizadas e, para cada campanha, três ensaios foram registrados. Dessa forma, foram realizados 18 ensaios dinâmicos no total, para cada tipo de excitação. Cada ensaio durou em média 10 minutos, com um período de amostragem de 0,00025 s (4000 Hz). Isso significa que, para cada ensaio, 2,4 milhões de valores são obtidos para

cada sensor. A Figura 4.3 mostra, à esquerda, um dos sinais de aceleração obtidos em um ensaio dinâmico sob a excitação por impacto e, à direita, um ensaio registrado sob vibração aleatória.

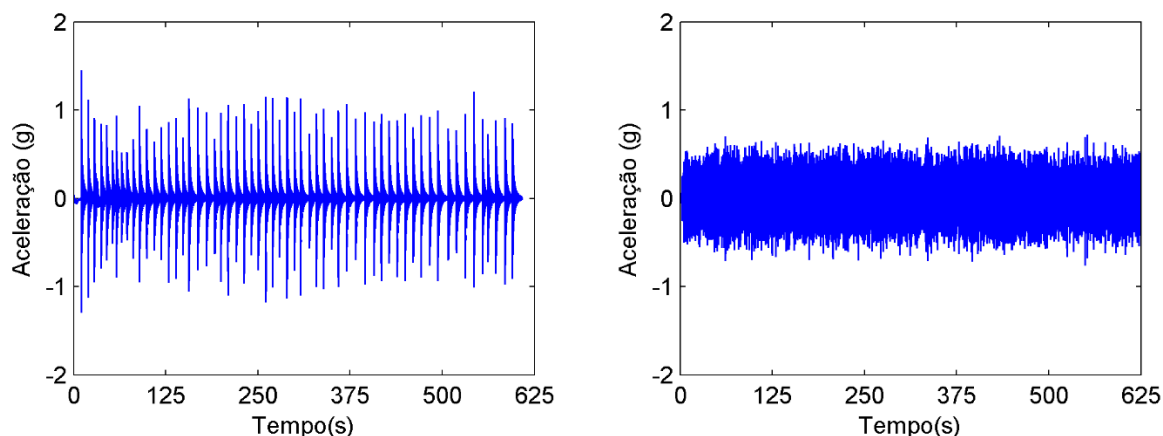


Figura 4.3 – Exemplo de ensaios de vibração realizados em laboratório: (esquerda) impacto e (direita) vibração aleatória.

A primeira campanha de ensaio compreende a viga íntegra. A segunda campanha consiste na introdução de uma massa de 0,5 kg posicionada a 102,7 cm do apoio esquerdo da viga (entre os acelerômetros AC5 e AC6). A utilização da massa foi utilizada para simular um cenário de dano não permanente, que pudesse ser reversível. A terceira campanha considera um pequeno dano, simulado por um furo redondo de 12 mm de diâmetro, localizado na mesma posição da massa, que foi previamente removida. A quarta campanha de ensaio consiste em um furo de 16 mm. Na quinta e sexta campanhas, o furo foi aumentado para 22,5 e 32 mm, respectivamente. A Figura 4.4 mostra o furo de 12 mm imposto na viga. É importante salientar que os danos impostos à viga alteram as respostas dinâmicas muito sutilmente, como será observado adiante, o que torna o problema de distinção dos estados estruturais ainda mais desafiador.



Figura 4.4 – Furo de 12 mm imposto a viga.

A identificação modal foi realizada utilizando o Método das Realizações Estocásticas (Overschee e Moor, 1996). As Tabelas 4.1 e 4.2 apresentam os valores médios e os respectivos desvios-padrões para as cinco primeiras frequências naturais identificadas utilizando impacto e vibrações aleatórias. Os valores dos desvios-padrões foram relativamente baixos, o que demonstra a qualidade do procedimento de identificação modal. Em geral, é possível observar uma ligeira diminuição das cinco frequências naturais na medida em que o dano aumenta. Algumas exceções podem ocorrer devido ao procedimento de identificação modal, principalmente nos modos de vibração maiores, onde a taxa sinal/ruído é baixa. Esta observação vai de acordo com os resultados encontrados na literatura.

Se os intervalos de confiança forem considerados em uma análise estatística, ou seja, os valores médios \pm os desvios-padrões, constata-se que esses intervalos se superpõem. Portanto, do ponto de vista estatístico, não é possível afirmar que as variações destas frequências indicam uma mudança estrutural.

Tabela 4.1 – Valor médio e desvio-padrão das frequências obtidas no ensaio de impacto.

Nível de dano	Freq. 1	Freq. 2	Freq. 3	Freq. 4	Freq. 5
Íntegro	8,30 \pm 0,170	33,31 \pm 0,025	73,99 \pm 0,011	134,90 \pm 0,219	205,83 \pm 0,135
Nível 1	7,90 \pm 0,196	31,40 \pm 0,036	73,56 \pm 0,062	131,63 \pm 0,054	195,20 \pm 0,023
Nível 2	8,26 \pm 0,060	33,24 \pm 0,025	74,30 \pm 0,013	136,23 \pm 0,091	205,10 \pm 0,041
Nível 3	8,25 \pm 0,064	33,21 \pm 0,026	74,31 \pm 0,011	135,63 \pm 0,158	205,57 \pm 0,148
Nível 4	8,25 \pm 0,078	33,23 \pm 0,056	74,66 \pm 0,044	132,63 \pm 0,112	205,90 \pm 0,099
Nível 5	8,23 \pm 0,098	33,01 \pm 0,064	74,19 \pm 0,077	134,07 \pm 0,165	204,30 \pm 0,107

Tabela 4.2 – Valor médio e desvio-padrão das frequências obtidas no ensaio de vibração aleatória.

Nível de dano	Freq. 1	Freq. 2	Freq. 3	Freq. 4	Freq. 5
Íntegro	9,11±0,423	33,64±0,030	71,13±0,007	134,50±0,004	204,43±0,022
Nível 1	8,73±0,069	33,53±0,036	74,43±0,270	136,23±0,093	205,97±0,218
Nível 2	8,76±0,060	33,51±0,020	73,99±0,018	134,30±0,113	205,73±0,040
Nível 3	8,78±0,049	33,60±0,026	74,44±0,022	136,17±0,056	206,13±0,098
Nível 4	8,54±0,055	31,83±0,048	73,61±0,026	132,47±0,125	194,47±0,118
Nível 5	8,85±0,067	33,83±0,057	74,39±0,108	136,57±0,076	203,63±0,099

Os modos próprios são omitidos nesse caso de estudo, por não ser o foco deste trabalho, mas eles seguem uma série de curvas senoidais, como já são amplamente conhecidas para as vigas simplesmente apoiadas.

4.1.2 Resultados obtidos

O objetivo da abordagem proposta é utilizar os indicadores de dano obtidos a partir das respostas dinâmicas dos ensaios experimentais realizados no laboratório para tentar separar os seis estados estruturais (íntegro e com dano nível 1, 2, 3, 4 e 5) em seis diferentes grupos, através da utilização dos métodos de *clustering* (aglomerações hierárquicas, *k-means* e *fuzzy c-means*) e da classificação supervisionada (redes neurais e SVM). Além disso, cada tipo de ensaio (impacto e vibração aleatória) é considerado separadamente. A utilização das frequências naturais e modos de vibração como indicadores de danos aplicados juntamente com os métodos de *clustering* e de classificação supervisionada já foram avaliadas em Cury (2010) e Alves (2012) e não serão analisadas no presente trabalho.

É importante enfatizar que os bons resultados do procedimento dependem muito da qualidade dos dados de entrada. Neste caso, se as acelerações medidas apresentarem algum tipo de problema (amostragem ruim, perda de dados, medições incorretas, etc.), os resultados obtidos pelos métodos de classificação ficarão comprometidos. Assim, é fundamental garantir que os dados utilizados sejam confiáveis.

Para realizar a classificação dos ensaios do caso experimental de uma viga biapoiada, todos os 7 indicadores de dano descritos na seção 3.1.1 são utilizados. A seguir, são apresentadas algumas considerações utilizadas na aplicação dos indicadores.

Na aplicação da Análise de Dados Simbólicos, as medidas das acelerações são transformadas em dados simbólicos, representados por histogramas com 10 categorias.

No caso das estatísticas de alta ordem, duas abordagens são consideradas: a primeira, indicada por Choi e Sweetman (2010), apenas 4 parâmetros estatísticos são utilizados como indicadores de danos: média, desvio-padrão, achatamento e assimetria. A segunda abordagem utiliza todas as 10 estatísticas indicadas por Farrar e Worden (seção 3.1.1.3). No Anexo A, apresenta-se um estudo mais detalhado a respeito do comportamento dos parâmetros estatísticos utilizados.

Já para os indicadores de danos utilizando a densidade espectral, o método de Welch é utilizado. Stefanou (2014) indica a sua utilização por reduzir a variância do periodograma obtido, apresentando uma melhora na relação sinal-ruído.

Na transformada rápida de Fourier, um parâmetro importante a ser definido é o valor para o tamanho da transformada ($nfft$). Esse parâmetro define o número de pontos utilizados para a construção do espectrograma obtido através da FFT, que é igual a $nfft/2$. Esse valor geralmente é adotado como uma potência de 2, sendo que quanto maior, menor o erro do espectrograma obtido, porém maior o custo computacional. Nessa tese, o valor na $nfft$ adota é igual a 2048.

Para a PCA, 3 componentes principais são consideradas. As respostas das acelerações são reconstruídas utilizando as 3 componentes principais com o intuito de eliminar efeitos ambientais e operacionais. Em seguida, os sinais reconstruídos são representados simbolicamente como citado anteriormente (histogramas com 10 categorias).

Finalmente, para as transformadas *wavelet*, as *wavelets* de Morlet são utilizadas. Com o objetivo de considerar diferentes faixas de frequências, foram utilizadas 100 escalas (parâmetro a) no total.

De acordo com as considerações adotadas, os sinais das acelerações para cada acelerômetro são representados pelos indicadores de danos citados. Cada um dos indicadores de danos considerados utilizam diferentes quantidades de valores para descrever os sinais das acelerações. A descrição de cada acelerômetro através de tais valores são utilizados como dados de entrada nos métodos de classificação. Na Tabela 4.3 são apresentados o número de valores utilizados como dados de entrada para cada um dos indicadores de dano.

Tabela 4.3 – Número de valores utilizados para descrever as respostas das acelerações utilizados por cada indicador de dano.

	Sensor 1	Sensor 2	...	Sensor n
ADS	10 valores	10 valores	...	10 valores
4 parâmetros estatísticos	4 valores	4 valores	...	4 valores
10 parâmetros estatísticos	10 valores	10 valores	...	10 valores
Densidade Espectral	2048 valores	2048 valores	...	2048 valores
FFT	1024 valores	1024 valores	...	1024 valores
PCA	10 valores	10 valores	...	10 valores
Wavelet	130 valores	130 valores	..	130 valores

A seguir, apresenta-se os resultados obtidos a partir da aplicação da metodologia proposta no caso experimental de uma viga biapoada.

4.1.2.1 Métodos não supervisionados

Na aplicação dos métodos de classificação não supervisionada, uma série de parâmetros referentes às medidas de dissimilaridade, critérios de agregação e formas de inicialização dos clusters podem ser utilizados. Em Alves (2012), a eficiência de tais parâmetros foi exaustivamente avaliada para a classificação de ensaios dinâmicos obtidos numérica e experimentalmente.

Nesta tese, os parâmetros que apresentaram melhores resultados serão diretamente considerados. Para o método *k-means*, considera-se a métrica de distância *cityblock* e o método de inicialização aleatória; para o método da aglomeração hierárquica, são considerados a distância euclidiana e o critério de agregação *Ward*; e, para o *fuzzy c-means*, utiliza-se a distância euclidiana e o método de inicialização aleatória.

4.1.2.1.1 Impacto

Os primeiros resultados apresentados compreendem apenas os ensaios de impacto, conforme mostrado na Tabela 4.3. Os melhores resultados são obtidos utilizando os histogramas com 10 categorias (ADS) como indicadores de dano. Para esse indicador, pode-se observar que todos os ensaios correspondentes às condições estruturais ‘íntegro’, ‘dano nível 1’, ‘dano nível 3’ e ‘dano nível 4’ são classificados corretamente. No entanto, para o cluster ‘dano nível 2’, apenas um terço dos ensaios é classificado de forma adequada. Ainda considerando a ADS como indicador de dano, a utilização do *k-*

means como método de *clustering* possibilitou a classificação correta de 89% dos ensaios.

A utilização da análise das componentes principais (PCA) também apresentou resultados satisfatórios, muito próximos dos obtidos através da ADS. Os demais indicadores, ainda que tenham obtido resultados um pouco inferiores, possibilitaram a classificação totalmente correta de alguns *clusters*. Os resultados obtidos mostram a possibilidade de extrair informações pertinentes a partir da análise direta das respostas dinâmicas da estrutura.

Outro ponto relevante que pode ser observado é em relação à classificação dos ensaios da condição estrutural ‘dano nível 2’ que, na maioria das vezes, não são classificados da maneira correta. Essa situação pode ser explicada pelo fato de essa condição estrutural possuir o menor nível de dano (furo de 12 mm), causando menor alteração nos dados vibracionais e dificultando sua classificação.

Para atestar a eficiência do método *fuzzy c-means*, é possível avaliar os valores de pertinência, que quantificam a certeza da classificação. Se esse índice for igual a 1, significa que o método tem total certeza da classificação (o que não implica que o resultado esteja correto). Por outro lado, se o valor de pertinência for próximo a 1 dividido pelo número de estados estruturais (nesse caso, $1/6 = 0,1667$), o método não tem certeza a respeito da classificação. Nesse sentido, é possível observar que os valores de pertinência para a classificação dos indicadores que apresentaram melhor desempenho (ADS e PCA), mostrados na Tabela 4.4, são relativamente altos, validando os resultados obtidos.

Tabela 4.4 - Porcentagem de classificação correta (vibração de impacto).

ADS							
	Íntegro	Nível 1	Nível 2	Nível 3	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	100%	100%	33%	100%	100%	100%	89%
Aglo	100%	100%	33%	100%	100%	67%	83%
C-means	100%	100%	33%	100%	100%	67%	83%
Valor de pert.	71%	92%	82%	83%	80%	75%	
4 indicadores							
	Íntegro	Nível 1	Nível 2	Nível 3	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	33%	67%	0	67%	100%	100%	61%
Aglo	33%	67%	0	67%	100%	100%	61%
C-means	67%	100%	33%	67%	100%	67%	72%
Valor de pert.	61%	66%	76%	81%	85%	50%	

10 indicadores							
	Íntegro	Nível 1	Nível 2	Nível 3	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	67%	100%	33%	100%	0	33%	56%
Aglo	67%	100%	33%	100%	0	33%	56%
C-means	67%	100%	33%	67%	67%	67%	67%
Valor de pert.	49%	69%	48%	77%	48%	54%	
Densidade espectral							
	Íntegro	Nível 1	Nível 2	Nível 3	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	100%	100%	100%	33%	33%	33%	67%
Aglo	33%	100%	100%	33%	33%	33%	56%
C-means	33%	100%	100%	67%	67%	33%	67%
Valor de pert.	27%	27%	54%	25%	26%	26%	
FFT							
	Íntegro	Nível 1	Nível 2	Nível 3	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	33%	100%	0	100%	100%	67%	67%
Aglo	33%	100%	67%	33%	0	67%	50%
C-means	33%	100%	67%	100%	33%	33%	61%
Valor de pert.	50%	25%	25%	25%	25%	50%	
PCA							
	Íntegro	Nível 1	Nível 2	Nível 3	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	100%	100%	33%	100%	100%	67%	83%
Aglo	100%	67%	0	100%	100%	67%	72%
C-means	100%	100%	33%	100%	100%	67%	83%
Valor de pert.	77%	94%	87%	79%	81%	71%	
Wavelet							
	Íntegro	Nível 1	Nível 2	Nível 3	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	67%	33%	67%	0	33%	33%	39%
Aglo	67%	33%	67%	0	33%	0	33%
C-means	67%	33%	33%	67%	33%	67%	50%
Valor de pert.	79%	82%	95%	73%	41%	58%	

4.1.2.1.2 Vibração aleatória

Para os ensaios de vibração aleatória, os resultados foram, em geral, inferiores aos observados nos ensaios de impacto, exceto para o caso da densidade espectral e da FFT, em que é possível observar melhores índices de acerto quando comparados aos ensaios de impacto. A Tabela 4.5 mostra as porcentagens de classificações corretas para os seis *clusters* e os respectivos valores de pertinência para o método *fuzzy c-means*.

Para a maioria dos indicadores de dano, o *cluster* puro é encontrado para a condição estrutural ‘dano nível 4’. Grande parte dos demais *clusters* está misturada, mostrando a dificuldade desses métodos para discriminar os estados estruturais sob excitações aleatórias. Embora as taxas de classificação sejam baixas, é interessante observar que os

valores de pertinência para o ‘dano nível 4’ é maior que para os outros estados estruturais.

Tabela 4.5 - Porcentagem de classificação correta (vibração aleatória).

ADS							
	Íntegro	Nível 1	Nível 2	Nível 3	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	67%	67%	67%	0	67%	33%	50%
Aglo	67%	33%	67%	67%	100%	0	56%
C-means	67%	67%	67%	0	100%	33%	56%
Valor de pert.	85%	64%	77%	81%	88%	84%	
4 indicadores							
	Íntegro	Nível 1	Nível 2	Nível 3	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	67%	100%	100%	33%	100%	0	67%
Aglo	33%	33%	100%	33%	0	100%	50%
C-means	67%	67%	100%	33%	100%	33%	67%
Valor de pert.	46%	51%	59%	63%	66%	61%	
10 indicadores							
	Íntegro	Nível 1	Nível 2	Nível 3	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	67%	100%	0	33%	100%	33%	56%
Aglo	33%	0	100%	33%	100%	67%	56%
C-means	67%	100%	100%	0	100%	67%	72%
Valor de pert.	73%	44%	48%	50%	69%	46%	
Densidade espectral							
	Íntegro	Nível 1	Nível 2	Nível 3	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	33%	100%	33%	100%	100%	100%	78%
Aglo	33%	100%	67%	33%	100%	100%	72%
C-means	33%	100%	100%	33%	100%	100%	78%
Valor de pert.	98%	77%	69%	84%	95%	84%	
FFT							
	Íntegro	Nível 1	Nível 2	Nível 3	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	100%	33%	100%	33%	100%	100%	78%
Aglo	67%	33%	67%	33%	100%	100%	67%
C-means	67%	67%	67%	0	100%	100%	67%
Valor de pert.	34%	25%	23%	25%	77%	70%	
PCA							
	Íntegro	Nível 1	Nível 2	Nível 3	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	33%	67%	67%	0	100%	67%	56%
Aglo	67%	67%	33%	67%	100%	0	56%
C-means	67%	67%	67%	0	100%	33%	56%
Valor de pert.	71%	67%	87%	75%	90%	76%	
Wavelet							
	Íntegro	Nível 1	Nível 2	Nível 3	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	67%	67%	0	67%	0	67%	44%
Aglo	33%	67%	33%	0	0	67%	33%
C-means	33%	33%	33%	67%	33%	67%	44%
Valor de pert.	60%	80%	56%	57%	58%	31%	

4.1.2.1.3 Análise complementar

Em uma análise mais aprofundada dessa aplicação experimental, os métodos de *clustering* são aplicados considerando apenas a viga íntegra e os danos nível 2, 4 e 5 (que correspondem aos furos de 12; 22,5; e 32 mm de diâmetro, respectivamente). Essa análise foi realizada para avaliar se há alteração nos resultados das classificações quando um número menor de condições estruturais são consideradas.

Impacto

A Tabela 4.6 apresenta a porcentagem de classificações corretas obtidas considerando ensaios de vibração com impacto. Pode-se observar que, tanto para a ADS como para a PCA, mais especificamente quando utilizado o método *fuzzy c-means*, os resultados obtidos foram ainda melhores. Nesses casos, quase todas as classificações são corretas, exceto para o último *cluster*, em que apenas um terço dos ensaios foi classificado incorretamente.

Esses últimos resultados podem ser parcialmente explicados pelo fato de que todos esses níveis de dano representam uma sequência mais discriminante da degradação da estrutura. Se os níveis de dano são muito similares, o método proposto pode não levar a uma classificação perfeita.

Tabela 4.6 - Porcentagem de classificação correta (ensaios de impacto).

ADS					
	Íntegro	Nível 2	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	100%	33%	100%	100%	83%
Aglo	100%	33%	100%	67%	75%
C-means	100%	100%	100%	67%	92%
Valor de pert.	73%	70%	65%	75%	
4 indicadores					
	Íntegro	Nível 2	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	33%	33%	100%	100%	67%
Aglo	67%	33%	100%	0	50%
C-means	67%	33%	100%	67%	67%
Valor de pert.	55%	81%	91%	58%	
10 indicadores					
	Íntegro	Nível 2	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	33%	33%	100%	100%	67%
Aglo	33%	33%	100%	100%	67%
C-means	100%	33%	100%	100%	83%
Valor de pert.	55%	90%	81%	62%	
Densidade Espectral					
	Íntegro	Nível 2	Nível 4	Nível 5	Média

K-means	33%	100%	33%	33%	50%
Aglo	33%	100%	33%	33%	50%
C-means	33%	100%	100%	33%	67%
Valor de pert.	86%	94%	76%	95%	
FFT					
	Íntegro	Nível 2	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	33%	100%	0	67%	50%
Aglo	33%	100%	33%	33%	50%
C-means	33%	100%	0	67%	50%
Valor de pert.	71%	69%	64%	74%	
PCA					
	Íntegro	Nível 2	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	100%	33%	100%	67%	75%
Aglo	100%	33%	100%	67%	75%
C-means	100%	100%	100%	67%	92%
Valor de pert.	77%	69%	66%	71%	
Wavelet					
	Íntegro	Nível 2	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	67%	67%	33%	33%	50%
Aglo	67%	67%	33%	33%	50%
C-means	67%	67%	0	67%	50%
Valor de pert.	93%	69%	77%	61%	

Vibração aleatória

Na Tabela 4.7, apresenta-se a porcentagem de classificações corretas obtidas considerando ensaios com vibrações aleatórias. Nesse caso, pode-se observar que os resultados melhoraram significativamente para a maioria das classificações. É importante destacar a utilização da FFT aplicada ao *k-means*, que possibilitou a classificação correta para todos os ensaios.

Também é possível observar um aumento dos valores de pertinência em relação a classificação considerando as 6 condições estruturais, como já observado no caso anterior. Como os níveis de dano são mais distintos entre si, o grau de “confusão” na classificação do *fuzzy c-means* é menor, obtendo-se assim um grau de pertinência maior.

Tabela 4.7 - Porcentagem de classificação correta (vibração aleatória).

ADS					
	Íntegro	Nível 2	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	67%	0	100%	67%	58%
Aglo	67%	100%	100%	0	67%
C-means	67%	100%	100%	0	67%
Valor de pert.	84%	73%	94%	84%	
4 indicadores					

	Íntegro	Nível 2	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	67%	100%	100%	0	67%
Aglo	33%	100%	0	100%	58%
C-means	67%	100%	67%	67%	75%
Valor de pert.	53%	77%	74%	63%	
10 indicadores					
	Íntegro	Nível 2	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	33%	100%	0	67%	50%
Aglo	33%	100%	0	33%	42%
C-means	67%	100%	100%	0	67%
Valor de pert.	74%	72%	80%	65%	
Densidade Espectral					
	Íntegro	Nível 2	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	67%	33%	100%	0	50%
Aglo	67%	100%	100%	0	67%
C-means	67%	100%	100%	0	67%
Valor de pert.	99%	79%	98%	86%	
FFT					
	Íntegro	Nível 2	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	100%	100%	100%	100%	100%
Aglo	67%	67%	100%	100%	83%
C-means	67%	67%	100%	100%	83%
Valor de pert.	78%	64%	86%	84%	
PCA					
	Íntegro	Nível 2	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	67%	0	100%	67%	58%
Aglo	67%	100%	100%	67%	83%
C-means	67%	100%	100%	67%	83%
Valor de pert.	80%	77%	95%	82%	
Wavelet					
	Íntegro	Nível 2	Nível 4	Nível 5	Média
K-means	67%	67%	33%	33%	50%
Aglo	33%	67%	0	67%	42%
C-means	67%	33%	33%	100%	58%
Valor de pert.	67%	74%	60%	59%	

4.1.2.2 Métodos supervisionados

Em uma segunda abordagem, os métodos supervisionados são utilizados para classificar os seis estados estruturais (íntegro, com dano nível 1, 2, 3, 4 e 5) em seis diferentes grupos, utilizando os indicadores de danos obtidos a partir das acelerações.

Como mencionado anteriormente, cada ensaio dinâmico possui 2,4 milhões de valores obtidos para cada sensor. Com o intuito de tornar a classificação mais robusta, cada ensaio é dividido em 24 sub-ensaios, possuindo 1 milhão de valores por sensor. Portanto, ao invés de serem utilizados os 18 ensaios originais para a classificação, são

utilizados $18 \times 24 = 432$. A utilização de um número maior de ensaios é importante pelo fato de os métodos de classificação possuírem a fase de treinamento, validação e teste. Se os grupos forem pequenos ou mal representados, os resultados da classificação podem ser afetados.

A arquitetura da rede neural utilizada consiste em 20 neurônios, uma camada intermediária que utiliza função de ativação sigmoide e uma camada de saída com função de ativação linear. Para a máquina de vetor suporte, a função *Kernel RBF* é utilizada. Por se tratar de um problema multiclases, adota-se a metodologia de classificação “um contra todos”.

Para a realização da classificação utilizando os métodos supervisionados, são consideradas três situações. Na primeira situação, 30% dos ensaios são utilizados para a fase de treinamento da rede, 10% para a fase de validação e 60% para teste. Isso significa que dos 432 ensaios, 130 são utilizados para a fase de treinamento, 43 para validação e 259 para teste. Para a segunda situação, são considerados 40% dos ensaios para treinamento, 10% para validação e 50% para teste. E, por fim, para a terceira situação, são considerados 50% dos ensaios para treinamento, 10% para validação e os 40% restantes para teste. Essa estratégia é utilizada seguindo os trabalhos de Diday e Noirhomme (2008) e Príncipe et al. (2000). Essa distribuição do número de ensaios utilizados em cada fase é considerada para avaliar a eficiência dos métodos de classificação quando quantidades diferentes de ensaios são utilizadas na fase de treinamento. Uma vez que a distribuição dos ensaios utilizados em cada fase é feita aleatoriamente, 10.000 simulações são realizadas. Cada simulação considera diferentes grupos de treinamento, validação e teste. Essa abordagem é adotada uma vez que o conjunto de ensaios utilizados na fase de treinamento influencia no resultado da classificação.

Além da abordagem supracitada, utiliza-se um método de validação cruzada denominado *k-fold*. O método consiste em dividir o conjunto total de ensaios em *k* subconjuntos mutuamente exclusivos do mesmo tamanho e, a partir dessa divisão, um subconjunto é utilizado para a fase de teste e os *k-1* restantes são utilizados para a fase de treinamento. Para cada uma das 10.000 simulações, este processo é realizado *k* vezes alternando o subconjunto utilizado para teste. O valor de *k* é considerado igual a 3.

4.1.2.2.1 Impacto

Inicialmente, considera-se os ensaios sujeitos a excitação por impacto. A Tabela 4.8 resume os resultados mostrando as porcentagens de classificações corretas para a melhor, pior e média de todas as classificações.

É possível observar que grande parte dos indicadores de dano possibilita atingir uma porcentagem de classificação correta superior à 80%, chegando a atingir até 100%, no caso da densidade espectral aplicada às máquinas de vetor suporte.

Com o aumento do número de ensaios utilizados na fase de treinamento, percebe-se um ligeiro aumento na porcentagem de classificações corretas. O *k-fold* sempre apresenta resultados ligeiramente inferiores aos demais resultados, apesar de serem próximos. Isso pode ser explicado pelo fato de que nenhum ensaio é descartado. Caso algum dos ensaios utilizados possua algum “problema”, ele será utilizado, atrapalhando na fase de treinamento. Já para as demais abordagens, como 10% dos ensaios referentes à validação são desconsiderados, ensaios problemáticos se enquadram nesses 10% e são descartados. Uma vantagem observada para o *k-fold* é que os piores resultados obtidos são bem próximos da média. Ou seja, para um caso em que um número menor de simulações com diferentes combinações de ensaios for utilizado, esse método é mais confiável.

Em relação ao método de classificação utilizado, é possível observar que quando indicadores compactos são utilizados, ou seja, que descrevem as respostas dinâmicas com poucos valores, como é o caso da ADS, indicadores estatísticos e PCA, as redes neurais apresentam resultados ligeiramente superiores comparados aos das máquinas de vetor suporte. Já para o caso da densidade espectral, da FFT e dos coeficientes *wavelet*, as redes neurais falham ao classificar os ensaios. A utilização das máquinas de vetor suporte para a classificação das *wavelets* não são apresentadas por ocorrer erros de convergência do algoritmo durante a simulação.

Tabela 4.8 - Porcentagem de classificações corretas utilizando métodos de classificação supervisionados (ensaios de impacto).

ADS								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM
Melhor	84%	79%	86%	81%	87%	82%	76%	72%
Média	73%	69%	74%	70%	75%	71%	75%	70%

Pior	3%	52%	7%	56%	6%	56%	71%	67%
4 indicadores								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM
Melhor	92%	78%	93%	80%	94%	80%	87%	70%
Média	83%	66%	85%	68%	86%	69%	86%	69%
Pior	53%	53%	63%	49%	39%	56%	82%	69%
10 indicadores								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM
Melhor	92%	85%	94%	87%	95%	88%	90%	83%
Média	84%	76%	86%	78%	86%	79%	86%	80%
Pior	17%	65%	41%	69%	18%	70%	85%	80%
Densidade Espectral								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM
Melhor	29%	100%	32%	100%	24%	100%	18%	99%
Média	15%	95%	15%	96%	15%	97%	17%	99%
Pior	11%	87%	10%	88%	7%	90%	17%	98%
FFT								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM
Melhor	20%	56%	22%	65%	25%	69%	18%	64%
Média	15%	47%	15%	52%	15%	56%	17%	61%
Pior	10%	36%	9%	38%	8%	44%	17%	61%
PCA								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM
Melhor	84%	78%	85%	81%	88%	86%	81%	76%
Média	74%	68%	75%	69%	76%	71%	75%	73%
Pior	48%	54%	20%	58%	43%	58%	73%	73%
Wavelet								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM
Melhor	30%	-	31%	-	35%	-	25%	-
Média	23%	-	23%	-	23%	-	24%	-
Pior	12%	-	12%	-	13%	-	24%	-

4.1.2.2.2 Vibrações aleatórias

Simulações similares às dos ensaios utilizando impacto foram efetuadas considerando os ensaios realizados com vibrações aleatórias. Como é possível observar na Tabela 4.9, as observações feitas para as simulações de excitação por impacto se mantêm para as simulações de vibrações aleatórias.

Em geral, melhores classificações são obtidas quando os ensaios sob excitação de impacto são utilizados. De fato, quando vibrações aleatórias são consideradas, os indicadores de dano podem carregar o efeito do ruído da excitação, representado os ensaios dinâmicos de maneira que pode causar erros no processo de classificação. Já utilizando o PCA como indicador de dano, nota-se um melhor resultado do que os obtidos para os ensaios com excitação por impacto, uma vez que a análise das componentes principais visa a eliminação do ruído apontado como uma possível causa da queda do desempenho dos demais indicadores.

Tabela 4.9 - Porcentagem de classificações corretas utilizando métodos de classificação supervisionados (vibrações aleatórias).

ADS								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM
Melhor	80%	76%	81%	77%	81%	80%	74%	71%
Média	64%	65%	66%	66%	68%	67%	68%	69%
Pior	3%	49%	6%	52%	4%	51%	67%	69%
4 indicadores								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM
Melhor	97%	94%	97%	94%	98%	96%	93%	92%
Média	89%	87%	90%	88%	91%	88%	91%	91%
Pior	63%	78%	59%	79%	71%	77%	90%	91%
10 indicadores								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM
Melhor	79%	73%	79%	76%	83%	77%	90%	92%
Média	66%	62%	68%	65%	69%	66%	89%	90%
Pior	37%	49%	7%	53%	12%	54%	87%	90%
Densidade Espectral								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM
Melhor	31%	100%	32%	100%	31%	100%	20%	99%
Média	17%	98%	16%	98%	16%	98%	19%	98%
Pior	10%	92%	10%	92%	9%	94%	17%	98%
FFT								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM
Melhor	22%	64%	23%	67%	23%	70%	20%	88%
Média	16%	53%	15%	57%	15%	59%	18%	85%
Pior	10%	41%	9%	46%	9%	46%	17%	85%
PCA								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM

Melhor	94%	92%	94%	93%	95%	94%	88%	87%
Média	84%	86%	86%	86%	87%	87%	85%	87%
Pior	24%	78%	14%	77%	13%	76%	85%	83%
Wavelet								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM
Melhor	26%	-	25%	-	28%	-	22%	-
Média	18%	-	18%	-	18%	-	21%	-
Pior	10%	-	10%	-	7%	-	17%	-

4.1.3 Avaliação sintética dos resultados

Diante dos resultados obtidos para o estudo da viga biapoiada, considerando-se os métodos de classificação não supervisionada, é possível observar que a ADS e a PCA são mais eficientes em classificar os ensaios excitados através de impacto. Já para os ensaios em que as vibrações aleatórias foram utilizadas como excitação, os indicadores baseados na transformada de Fourier (Densidade Espectral e FFT) são mais eficientes. Em relação aos métodos de classificação em si, os melhores resultados são obtidos quando os métodos de particionamento *k-means* e *c-means* são utilizados.

Quanto aos métodos de classificação supervisionada, os melhores resultados são obtidos quando indicadores com dimensão reduzida são utilizados, como é o caso da ADS, 4 indicadores, 10 indicadores e PCA, principalmente quando aplicados juntamente com as redes neurais. Par esses métodos, nota-se que, quanto maior o número de ensaios utilizados para a fase de treinamento, melhor os resultados obtidos na fase de teste. De modo geral, as redes neurais obtiveram um desempenho superior em relação às SVM.

4.2 Viaduto ferroviário PK 075+317

O monitoramento dinâmico deste viaduto foi realizado com o objetivo de caracterizar e quantificar a eficácia de um procedimento de reforço estrutural nele realizado. O procedimento de reforço consistiu em “apertar” os mancais de sustentação do viaduto a fim de distanciar a primeira frequência de vibração da estrutura (em torno de 4,5 Hz) da frequência de excitação causada pela passagem do trem (em torno de 4 Hz). O viaduto PK 075+317 está localizado no sudeste da França, perto das cidades de Sens e Soucy no condado de Yonne (Figura 4.5). Por este viaduto passam, diariamente, diversos trens de alta velocidade (TGVs) ligando Paris à Lyon.



Figura 4.5 – Vista geral do viaduto. Fonte – Cury, 2010.

A estrutura possui 17,5 m de comprimento e é constituída de duas vigas metálicas revestidas de concreto. A instrumentação e as medições são realizadas apenas no trilho 1, por onde circulam os trens que viajam no sentido Paris até Lyon. O trilho 2 não é instrumentado.

4.2.1 Instrumentação

A instrumentação e as medições foram realizadas em apenas em um dos trilhos, por onde circulam os trens que viajam no sentido Paris até Lyon e foram realizadas entre os dias 24 e 26 de junho de 2003. A instrumentação foi composta pelos seguintes sensores:

- 3 sensores de deslocamento vertical localizados entre o parapeito e o trilho: cada sensor é montado em um suporte fixo no parapeito e mede o deslocamento relativo entre o parapeito supostamente fixo e o trilho.
- 8 acelerômetros verticais e 2 acelerômetros horizontais (longitudinal e lateral) sob o trilho: cada acelerômetro é montado em um suporte fixado sob o trilho no nível das vigas.
- 2 sensores de passagem de trens: cada sensor mede o carregamento no eixo na entrada e na saída da estrutura.

A Figura 4.6 apresenta um esquema da localização dos sensores sob o pavimento e a numeração adotada para a determinação dos modos próprios experimentais. A fonte de excitação do pavimento dos trilhos 1 é a passagem dos TGVs sobre os trilhos. Os registros são feitos continuamente durante um período de 3,5 s.

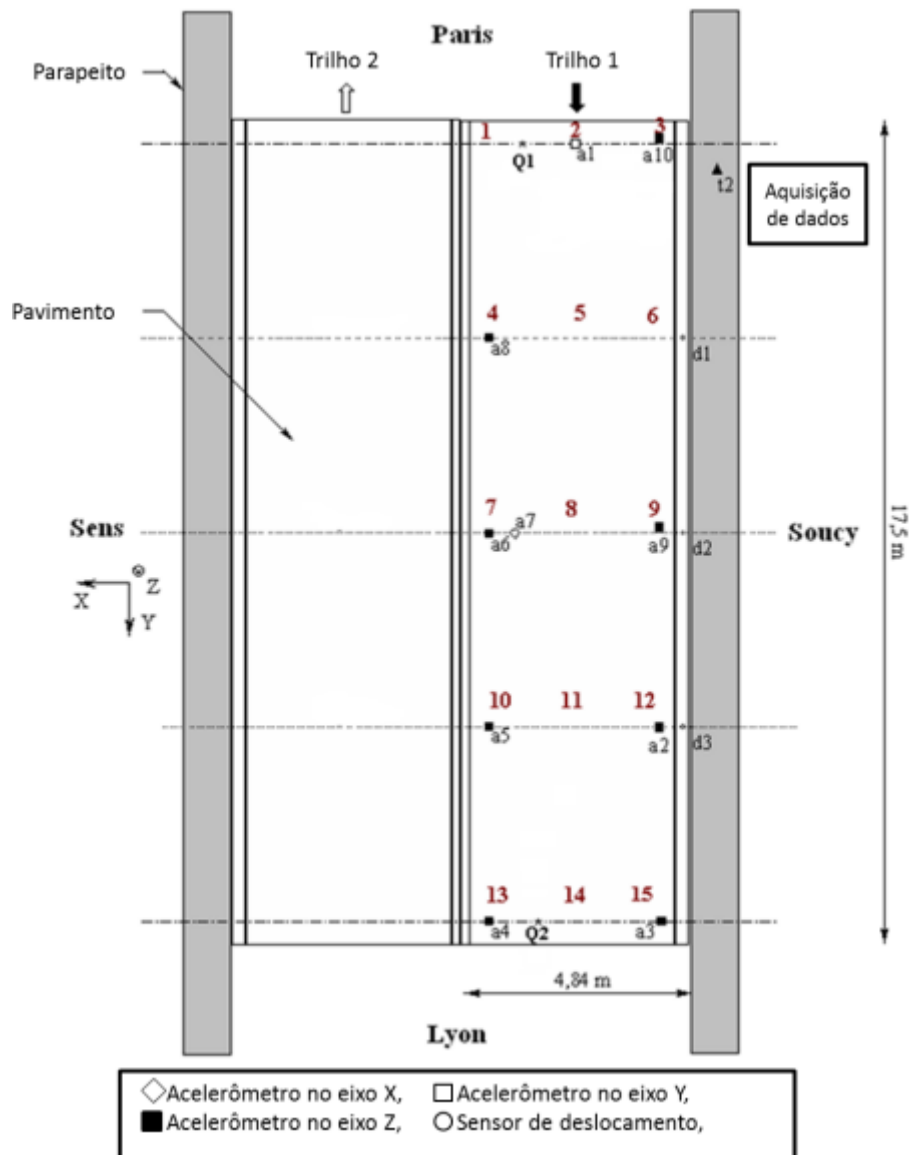


Figura 4.6 – Disposição dos sensores sob o pavimento. Fonte – Cury, 2010.

Medições realizadas previamente na estrutura colocaram em evidência vibrações e deformações excessivas do pavimento durante a passagem do TGV. Essas constatações conduziram às modificações nas condições de apoio da estrutura. Inicialmente, a estrutura estava simplesmente apoiada e, posteriormente, foram colocados engastes mecânicos sob os apoios. Este procedimento de reforço estrutural foi realizado a fim de afastar a frequência de excitação causada pela passagem dos TGVs, da primeira frequência natural do viaduto.

O risco de ressonância aumentava ainda mais durante a passagem do TGV, devido à massa adicional tender a diminuir a frequência própria do viaduto. Para esse procedimento de reforço, foi colocado um sistema de mancais nas extremidades da

estrutura, como ilustrado na Figura 4.7 a, b. Esse sistema é apertado através de uma chave de torque.



Figura 4.7 a,b – Detalhe dos mancais e procedimento de reforço. Fonte – Cury, 2010.

4.2.2 Identificação modal do viaduto PK 075+317

Nesta seção, faz-se um breve estudo das respostas espectrais a fim de se estimar as frequências excitadas durante os ensaios. As Figuras 4.8 e 4.9 mostram, respectivamente, a resposta dinâmica obtida através dos acelerômetros e a densidade espectral referente ao sensor 5.

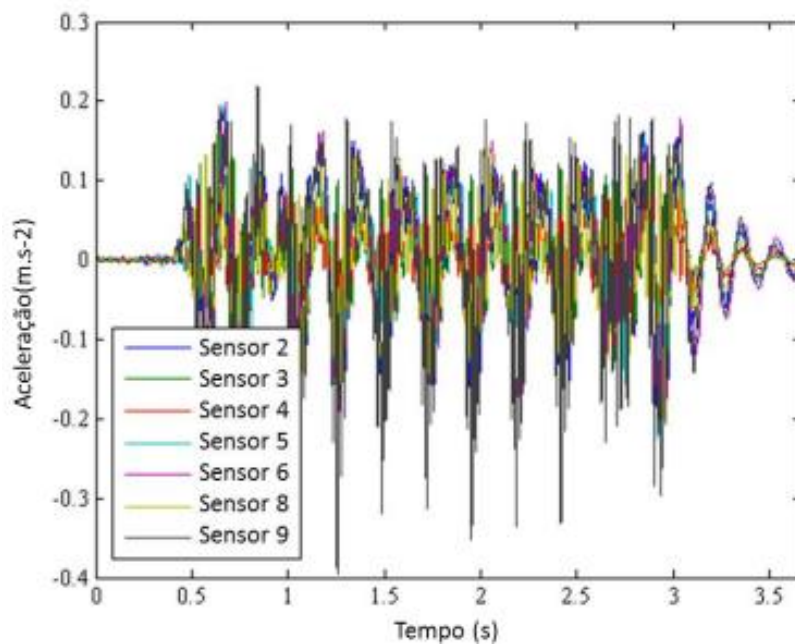


Figura 4.8 – Respostas temporais dos acelerômetros. Fonte – Cury, 2010.

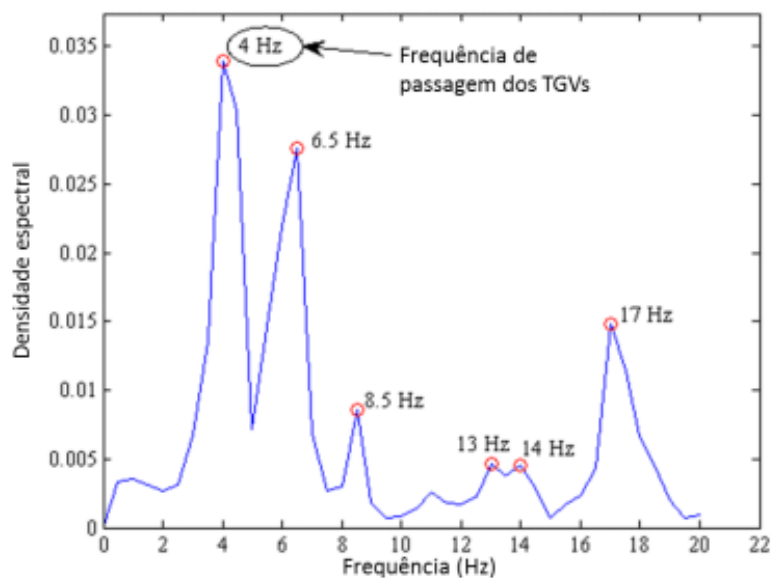


Figura 4.9 – Densidade espectral do acelerômetro 5. Fonte- Cury, 2010.

As medidas dos acelerômetros verticais permitem identificar as principais características modais da estrutura. Observando a densidade espectral avaliada, dois picos muito próximos podem ser observados. O primeiro pico, em torno de 4 Hz, corresponde à frequência de passagem dos TGVs. Os outros picos correspondem às quatro primeiras frequências próprias identificadas durante a passagem dos trens.

Os quatro primeiros modos próprios identificados são apresentados na Figura 4.10 (Crémona, 2004). Os pontos da malha que são medidos são representados por quadrados, e os demais foram determinados a partir de uma interpolação linear.

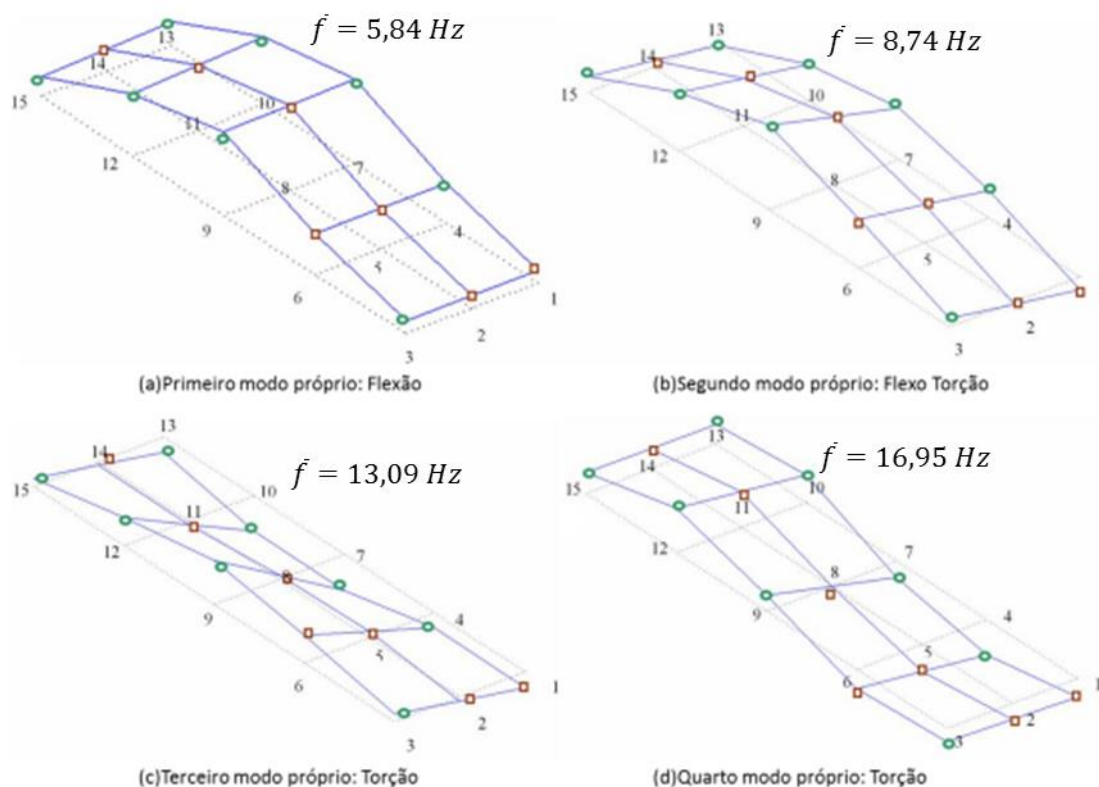


Figura 4.10 – Aspecto dos quatro primeiros modos próprios identificados.

Fonte – Cury, 2010.

4.2.3 Classificação dos ensaios dinâmicos

Como mencionado anteriormente, um dos objetivos das campanhas de medições dinâmicas realizadas neste viaduto era caracterizar e quantificar as melhorias geradas pelo reforço estrutural, a partir do comportamento dinâmico da estrutura. Para isso, três campanhas de medições foram realizadas. A primeira, realizada em 24 de junho de 2003, teve como objetivo avaliar as características modais do viaduto antes dos trabalhos de aperto dos mancais. Para essa campanha, 15 ensaios dinâmicos foram registrados, chamados de TGV1A a TGV15A.

A segunda campanha de medições foi realizada no dia 25 de junho, no dia da realização do reforço. O procedimento de reforço foi efetuado em quatro fases. Durante a primeira fase, quatro mancais foram apertados. Em seguida, outros três mancais. Nessas duas fases, foram apertados os mancais localizados no lado de Lyon. Durante a terceira fase, quatro mancais foram apertados e, na quarta fase, mais três mancais, desta vez do lado de Paris. No total, 13 ensaios dinâmicos foram registrados, chamados de TGV1R a TGV13R.

Finalmente, a terceira campanha de medições ocorreu no dia 26 de junho de 2003. O objetivo era verificar os efeitos do reforço imediatamente após a conclusão do aperto dos mancais. Para a terceira campanha foram realizados 13 ensaios, denominados de TGV1B a TGV13B.

Desta forma, as seções seguintes ilustram a aplicação da abordagem baseada nos indicadores de dano obtidos a partir das respostas dinâmicas acoplados aos métodos de classificação a fim de discriminar os 3 estados estruturais do viaduto PK 075+317, ou seja, os estados antes, durante e depois do reforço dos estrutural.

4.2.3.1 Métodos não supervisionados

Em um primeiro enfoque, os métodos de classificação não supervisionada são utilizados para separar os três diferentes estados estruturais (antes, durante e depois do reforço estrutural) em três grupos distintos.

Na Tabela 4.10, pode-se observar que os resultados obtidos são razoáveis, uma vez que, em alguns casos, foi possível atingir uma porcentagem de classificação correta superior a 70%.

Tabela 4.10 – Porcentagem de classificações corretas utilizando sinais da aceleração.

ADS				
	Antes	Durante	Depois	Média
K-means	73%	38%	69%	60%
Aglo	80%	38%	8%	42%
C-means	67%	38%	54%	53%
Valor de pert.	72%	72%	55%	
4 indicadores				
	Antes	Durante	Depois	Média
K-means	80%	38%	46%	55%
Aglo	100%	46%	31%	59%
C-means	87%	62%	46%	65%
Valor de pert.	70%	57%	58%	
10 indicadores				
	Antes	Durante	Depois	Média
K-means	80%	38%	62%	60%
Aglo	80%	38%	77%	65%
C-means	80%	38%	69%	63%
Valor de pert.	77%	70%	54%	
Densidade Espectral				
	Antes	Durante	Depois	Média
K-means	33%	31%	77%	47%
Aglo	33%	31%	77%	47%

C-means	33%	31%	77%	47%
Valor de pert.	80%	78%	75%	
FFT				
	Antes	Durante	Depois	Média
K-means	33%	46%	54%	44%
Aglo	40%	46%	38%	42%
C-means	40%	38%	38%	39%
Valor de pert.	79%	66%	67%	
PCA				
	Antes	Durante	Depois	Média
K-means	67%	38%	69%	58%
Aglo	80%	38%	31%	50%
C-means	80%	38%	31%	50%
Valor de pert.	83%	88%	81%	
Wavelet				
	Antes	Durante	Depois	Média
K-means	27%	54%	62%	47%
Aglo	67%	54%	0	40%
C-means	67%	46%	8%	40%
Valor de pert.	62%	69%	70%	

Análise complementar

Em seguida, os métodos de classificação não supervisionada são utilizados para separar apenas os ensaios antes e depois do reforço estrutural. Na Tabela 4.11, é possível observar que a porcentagem de classificações corretas aumenta quando apenas dois estados estruturais são considerados, chegando a serem alcançadas classificações 100% corretas. Tal fato pode ser explicado devido os dados vibracionais dos ensaios referentes à condição estrutural “durante” se alterar ao longo da realização dessa campanha de ensaios, uma vez que mais mancais iam sendo apertados gradativamente.

Tabela 4.11 – Porcentagem de classificações corretas.

ADS			
	Antes	Depois	Média
K-means	73%	85%	79%
Aglo	100%	8%	54%
C-means	73%	38%	56%
Valor de pert.	82%	71%	
4 indicadores			
	Antes	Depois	Média
K-means	100%	62%	81%
Aglo	100%	62%	81%
C-means	100%	62%	81%
Valor de pert.	87%	75%	

10 indicadores			
	Antes	Depois	Média
K-means	80%	38%	59%
Aglo	80%	100%	90%
C-means	80%	85%	82%
Valor de pert.	83%	65%	
Densidade Espectral			
	Antes	Depois	Média
K-means	40%	77%	58%
Aglo	40%	77%	58%
C-means	40%	77%	58%
Valor de pert.	92%	91%	
FFT			
	Antes	Depois	Média
K-means	40%	92%	66%
Aglo	73%	38%	56%
C-means	67%	38%	53%
Valor de pert.	81%	80%	
PCA			
	Antes	Depois	Média
K-means	80%	38%	59%
Aglo	80%	23%	52%
C-means	80%	31%	55%
Valor de pert.	88%	77%	
Wavelet			
	Antes	Depois	Média
K-means	87%	23%	55%
Aglo	87%	23%	55%
C-means	87%	62%	74%
Valor de pert.	76%	77%	

De forma geral, os indicadores baseados na ADS e nas estatísticas de alta ordem foram aqueles que propiciaram as maiores médias de taxas de classificação correta.

4.2.3.2 Métodos supervisionados

Em uma segunda etapa, os métodos de classificação supervisionada (redes neurais e máquinas de vetores suporte) são utilizados para classificar os estados estruturais do viaduto.

A arquitetura da rede neural utilizada possui 20 neurônios, com uma camada oculta com função de ativação sigmoide e uma camada de saída com função de ativação linear. Para o método de classificação das máquinas de vetores suporte, a função *Kernel* RBF é utilizada para transformar o espaço do problema.

A Tabela 4.12 mostra a porcentagem de classificações corretas para simulações utilizando 30%, 40% e 50% dos ensaios destinados à fase de treinamento. Em todas as simulações, a fase de validação consistiu na utilização de 10% dos ensaios. Os demais ensaios de cada simulação foram utilizados para a fase de teste. Como ocorrido na análise da viga biapoiada, os resultados obtidos utilizando a ADS, os indicadores estatísticos e a PCA foram superiores aos demais, possibilitando uma classificação perfeita. Também é possível notar que, mais uma vez, na medida em que mais ensaios são destinados ao treinamento do método de classificação, uma porcentagem maior de classificações corretas é obtida.

As observações obtidas para o *k-fold* se repetem, sendo encontrados resultados ligeiramente inferiores para as demais abordagens em relação à consideração do número de ensaios para a fase de treinamento dos métodos de classificação. No entanto, a pior classificação obtida para essa abordagem é mais confiável que as demais, dado que ela é bem superior às piores classificações obtidas nas demais abordagens. É possível observar que o índice de acerto da pior classificação para o *k-fold* é bem próximo da média das classificações corretas.

Tabela 4.12 – Porcentagem de classificações corretas utilizando sinais das acelerações.

ADS								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM
Melhor(%)	96	100	100	100	100	100	77	93
Média(%)	60	71	63	75	67	79	67	81
Pior(%)	4	16	5	24	6	38	59	80
4 indicadores								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM
Melhor(%)	100	96	100	100	100	100	84	85
Média(%)	70	73	75	78	81	82	82	85
Pior(%)	16	36	14	33	19	44	68	77
10 indicadores								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM
Melhor(%)	100	96	100	100	100	100	79	85
Média(%)	65	70	71	76	76	80	70	83
Pior(%)	8	16	14	43	13	31	67	79
Densidade Espectral								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM
Melhor(%)	56	68	62	67	69	75	50	39

Média(%)	32	41	32	42	31	43	36	39
Pior(%)	12	12	10	14	6	13	35	36
FFT								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM
Melhor(%)	52	64	57	67	69	63	43	48
Média(%)	30	33	30	34	29	35	33	41
Pior(%)	12	4	5	5	0	0	32	38
PCA								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM
Melhor(%)	84	80	90	90	94	94	65	71
Média(%)	53	60	55	63	57	67	61	68
Pior(%)	12	20	10	24	13	25	58	68
Wavelet								
	Situação 1		Situação 2		Situação 3		K-fold	
Método	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM	NN	SVM
Melhor(%)	64	64	67	71	75	75	64	50
Média(%)	36	36	37	36	37	37	35	39
Pior(%)	4	8	5	5	6	6	34	37

4.2.4 Avaliação sintética dos resultados

Com os resultados obtidos através da aplicação dos indicadores de dano nos métodos de classificação não supervisionada para o caso do viaduto PK 075+317, é possível observar que nenhum indicador teve um desempenho superior, se comparado aos demais, quando foram consideradas as três condições estruturais (“antes”, “durante” e “depois”). No entanto, na análise complementar em que apenas as condições estruturais “antes” e “depois” são consideradas, é possível observar melhores resultados quando os indicadores estatísticos são utilizados. Além disso, percebe-se, novamente, que os métodos de particionamento *k-means* e *c-means* obtiveram o melhor desempenho.

Já para o caso dos métodos de classificação supervisionada, é possível observar que, assim como o caso de estudo anterior, os melhores resultados são obtidos quando indicadores com dimensão reduzida são utilizados (ADS, 4 indicadores, 10 indicadores e PCA). Novamente, os resultados obtidos utilizando as máquinas de vetores suporte são ligeiramente melhores em relação aos alcançados com as redes neurais.

CAPÍTULO 5

5 APLICAÇÃO DE INDICADORES DE DANOS NA ATUALIZAÇÃO DE MODELOS NUMÉRICOS

Nesta seção, avalia-se o desempenho dos indicadores de dano aplicados aos métodos de atualização de modelos numéricos. Como já ressaltado no capítulo 1, essa abordagem visa **localizar** e a **quantificar** o dano estrutural. Na Figura 5.1, apresenta-se o fluxograma que ilustra a implementação computacional do método iterativo baseado em um algoritmo genético e que envolveu a utilização de dois programas comerciais: o MATLAB (2011) e o ANSYS (2007).

A metodologia de identificação de danos é baseada na aproximação dos valores da resposta modal/dinâmica da ponte para um cenário de dano de teste, a partir de valores da resposta referentes a um cenário de dano de referência.

O cenário de dano de referência é definido com base em um conjunto predefinido de parâmetros numéricos que simulam uma degradação da condição da estrutura. O cenário de dano de teste é definido com base em um conjunto de parâmetros numéricos resultantes da aplicação do algoritmo genético e que variam ao longo do processo de otimização. A otimização envolve a minimização de uma função objetivo definida a partir de indicadores de dano baseados nas respostas modais/dinâmicas da estrutura.

Na primeira iteração ($k=0$), o utilizador define os parâmetros numéricos que traduzem o cenário de dano de referência com base nos quais é construído o modelo numérico de referência no programa ANSYS. Neste programa, realiza-se ainda uma análise do tipo modal ou dinâmica, de acordo com o tipo de indicador de dano utilizado e, após os cálculos, os indicadores de dano de referência são guardados em um arquivo de texto (ID^{ref}).

Nas iterações seguintes, inicia-se no programa MATLAB o processo de otimização com base na aplicação de um algoritmo genético. Nesta etapa, indivíduos que constituem a população inicial são gerados de forma aleatória. Cada indivíduo é formado por um conjunto de genes em correspondência com os parâmetros numéricos. Os indivíduos da

população da geração $k+1$ são criados a partir dos indivíduos da geração k , utilizando quatro operadores genéticos: seleção, cruzamento, mutação e substituição.

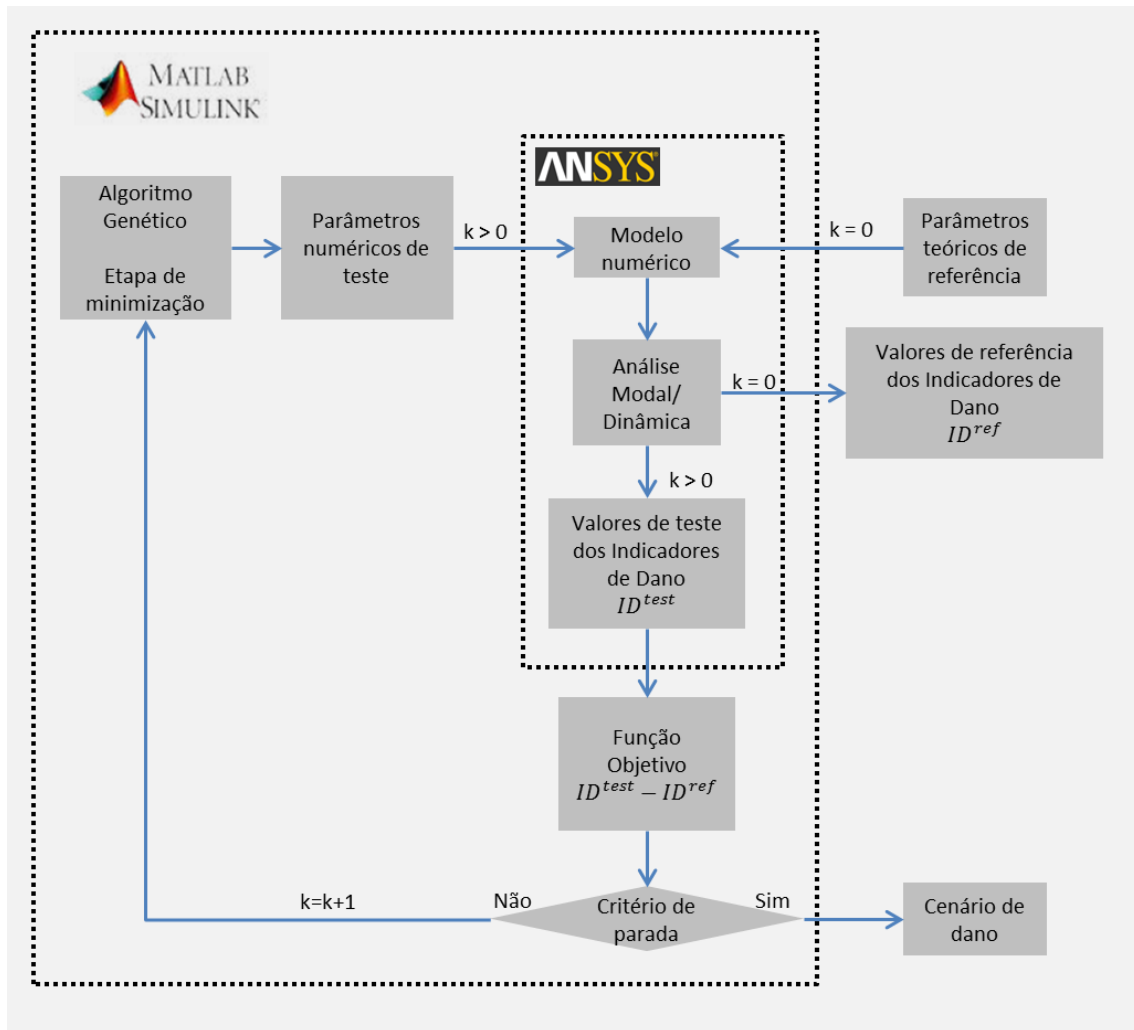


Figura 5.1 - Fluxograma da metodologia utilizada.

Em seguida, os parâmetros numéricos que constituem cada indivíduo são inseridos no programa ANSYS, onde o modelo numérico de teste é construído e a análise modal/dinâmica é realizada, permitindo a obtenção dos indicadores de dano de teste (ID^{test}). Posteriormente, calcula-se, para cada indivíduo, o valor da função objetivo que resulta da diferença entre os indicadores de dano de teste (ID^{test}) e de referência (ID^{ref}). Este processo iterativo termina quando o critério de parada é alcançado. O critério de parada está geralmente associado a um número limite de gerações ou à convergência da otimização, ou seja, quando o valor da função objetivo é inferior a uma tolerância predefinida.

5.1 Estudo de caso: ponte ferroviária hipotética

5.1.1 Modelagem numérica

Nesta seção, apresenta-se um estudo de caso que consiste em um modelo numérico representativo de uma ponte ferroviária, modelada a partir de valores realísticos indicados no relatório final da comissão de especialistas do ERRI (2001).

O modelo numérico utilizado para esse caso de estudo é o de uma ponte ferroviária constituída por uma viga simplesmente apoiada, com um vão de 15 metros. O tabuleiro, que serve de suporte apenas a uma via de circulação, é constituído por uma laje de concreto com altura e largura constantes (ERRI D214/RP9, 2001). O modelo numérico em elementos finitos da ponte foi desenvolvido no programa ANSYS e inclui a modelagem do tabuleiro, dos aparelhos de apoio, da via e da ligação via-tabuleiro (Figura 5.2).

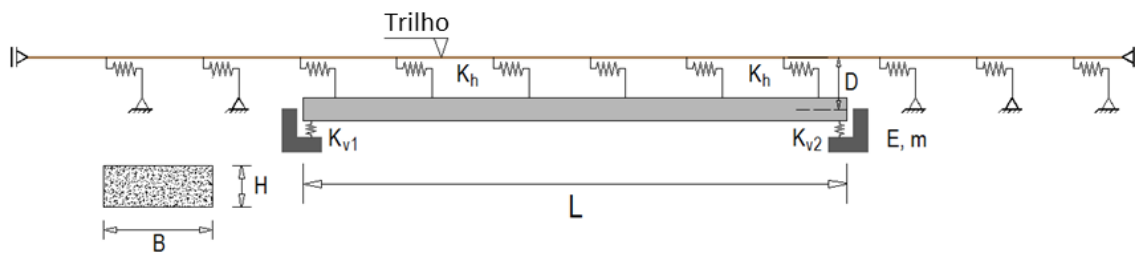


Figura 5.2 - Modelo numérico da ponte com inclusão da via.

O tabuleiro foi modelado através de elementos finitos de viga com 0,50 m de comprimento e os apoios foram modelados por meio de elementos de mola. Foi ainda modelada uma extensão da via correspondente ao comprimento do tabuleiro de cerca de 10 metros para cada lado dos encontros, de modo a simular a via sobre os aterros adjacentes. A via foi modelada por meio de elementos de viga dispostos ao nível do centro de gravidade dos trilhos, discretizados a cada 0,50 m. A ligação via-tabuleiro foi modelada através de elementos de mola que simulam a rigidez longitudinal da camada de lastro.

Na Tabela 5.1, os principais parâmetros geométricos e mecânicos do modelo numérico da ponte são descritos, incluindo sua designação, o valor adotado e sua respectiva unidade. São ainda indicados os limites inferior e superior adotados no algoritmo genético para a identificação de danos.

Tabela 5.1 - Caracterização dos parâmetros do modelo numérico da ponte.

Parâmetro	Designação	Valor adotado	Unidade	Limites adotados (Inf/Sup)
L	Vão do tabuleiro	15	m	-
B	Largura da seção transversal	5	m	-
H	Altura da seção transversal	0,85	m	-
m	Massa do tabuleiro	18700	kg/m	10000/25000
E	Módulo de Elasticidade	30	GPa	15/30
K_v	Rigidez vertical dos apoios	4	$\times 10^7$ N/m	1/15
K_h	Rigidez longitudinal da ligação via - tabuleiro	30	$\times 10^6$ N/m	-
D	Distância entre o centro da gravidade do tabuleiro e do trilho	1,075	m	-

Os valores adotados para os parâmetros L , B , H , m e E foram retirados ou adaptados do relatório final da comissão de especialistas D214 do ERRI (ERRI D214/RP9, 2001). A rigidez longitudinal da ligação via-tabuleiro foi traduzida, simplificada, por uma relação linear, de acordo com as indicações da norma UIC 774-3 (2001) para o caso de vias com lastro. A distância D foi calculada considerando uma altura da camada de lastro igual a 0,35 m e a distância da base do dormente ao eixo neutro do trilho igual a 0,30 m.

5.1.2 Cenários de dano

A metodologia foi aplicada para identificar três cenários de dano (C1, C2 e C3). O cenário C1 consiste na redução de 5% na massa do tabuleiro, aumento de 12,5% na rigidez do apoio localizado à direita do modelo e dois danos localizados no tabuleiro; um que consiste na redução de 33% do módulo de elasticidade no elemento localizado na posição “x2” e outro que consiste na redução de 17% do módulo de elasticidade no elemento localizado na posição “x1”. O cenário C2 considera os danos do cenário C1, mais uma redução de 7% no módulo de elasticidade do elemento localizado na posição “x3”. O cenário C3, por sua vez, considera os danos do cenário C2 mais uma redução de 13% no módulo de elasticidade do elemento localizado na posição “x4”.

Na Tabela 5.2, apresenta-se os cenários simulados e que diferem apenas no número considerados de parâmetros que reproduzem o dano (iguais a 6, 8 ou 10 para os cenários C1, C2 e C3, respetivamente). Apresenta-se, também, os valores dos parâmetros para o

caso em que a modelo da ponte não apresenta danos. Na Figura 5.3, ilustra-se, na cor vermelha, os parâmetros cujos valores foram alterados para reproduzir a presença de danos, notadamente: a massa do tabuleiro (m) que pretende reproduzir variações da massa devidas a operações de nivelamento da via-férrea, a rigidez vertical do apoio do lado direito ($Kv2$) que traduz o efeito da degradação do aparelho de apoio, e os módulos de elasticidade ($E1$, $E2$, $E3$ e $E4$) e as posições ($x1$, $x2$, $x3$ e $x4$) de alguns dos elementos finitos do modelo, de modo a traduzir a presença de danos localizados no tabuleiro.

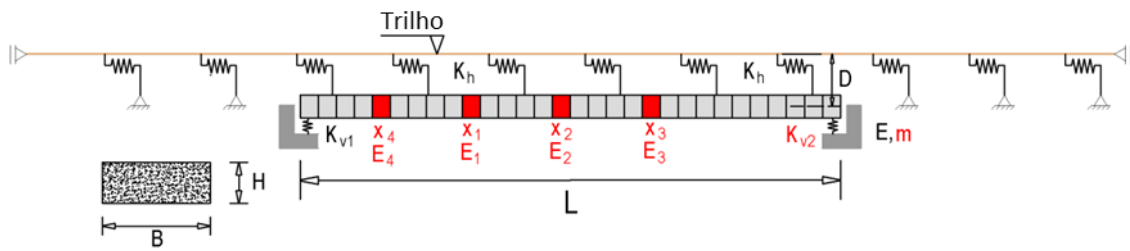


Figura 5.3- Modelo numérico da ponte com a indicação dos parâmetros com dano.

Tabela 5.2 - Cenários com e sem dano do modelo numérico da ponte.

		Parâmetros									
		m	$Kv2$	$x4$	$E4$	$x1$	$E1$	$x2$	$E2$	$x3$	$E3$
	Sem dano	18700	4	*	30	*	30	*	30	*	30
Cenário	C1	17700	4.5	-	-	10	25	15	20	-	-
	C2	17700	4.5	-	-	10	25	15	20	20	28
	C3	17700	4.5	5	26	10	25	15	20	20	28

* No estado sem dano, todos os elementos apresentam o mesmo módulo de elasticidade.

5.1.3 Parâmetros modais

Grande parte dos indicadores de dano considerados neste estudo são obtidos a partir de uma análise modal realizada no programa Ansys. Na Figura 5.4, apresenta-se as deformadas dos cinco primeiros modos de vibração da ponte ferroviária e os valores das respectivas frequências para um cenário sem dano.

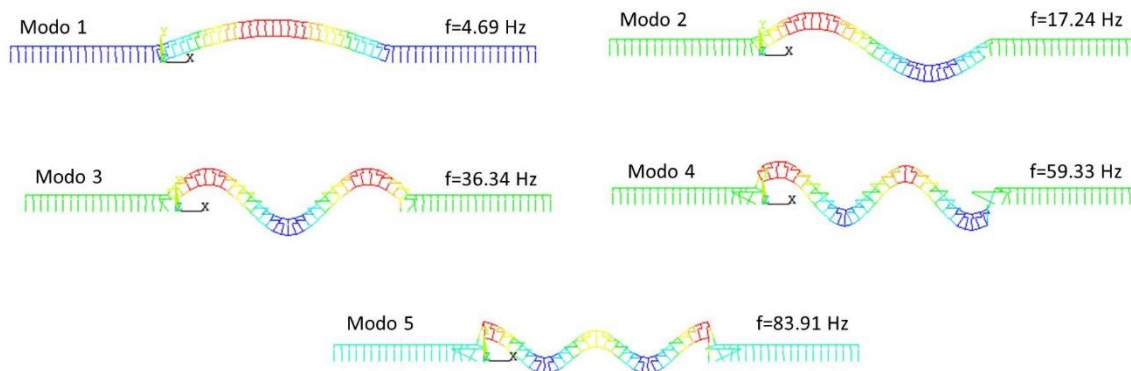


Figura 5.4 - Configurações e frequências naturais dos cinco primeiros modos de vibração da ponte.

Na Tabela 5.3 são apresentados os valores das frequências para os cenários de dano C1, C2 e C3, assim como os valores MAC que correlacionam as deformadas modais dos modelos com dano, com as deformadas modais do modelo sem dano. A partir desta tabela, é possível observar a variação que a presença de dano causa nos parâmetros modais, sendo que as frequências são notoriamente modificadas pelo dano, enquanto as deformadas modais são pouco afetadas.

Tabela 5.3 - Valores das frequências e do MAC para os cinco primeiros modos de vibração, segundo os diferentes cenários de dano.

Modos de Vibração	Sem dano	C1		C2		C3	
	Freq	Freq	MAC	Freq	MAC	Freq	MAC
Modo 1	4.69	4.74	1.000	4.73	1.000	4.73	1.000
Modo 2	17.24	17.67	1.000	17.65	1.000	17.60	1.000
Modo 3	36.34	37.02	0.999	37.01	0.999	36.87	0.999
Modo 4	59.33	61.20	0.998	61.09	0.998	60.98	0.998
Modo 5	83.91	85.97	0.996	85.92	0.996	85.92	0.996

5.1.4 Avaliação do desempenho dos indicadores de dano

Nesta seção, pretende-se testar e comparar a eficiência de diferentes indicadores na identificação de danos do modelo numérico da ponte ferroviária hipotética. Para tal foram selecionados 5 indicadores que são obtidos a partir de uma análise modal: frequências naturais (ID1), modos de vibração (ID2), frequências naturais e modos de vibração (ID3), curvaturas modais (ID4), curvaturas de flexibilidade (ID5); e 4 indicadores que são obtidos a partir das respostas dinâmicas: funções de resposta em

frequência (ID6), *wavelet* (ID7), conjunto de 4 indicadores estatísticos (ID8), e conjunto de 10 indicadores estatísticos (ID9).

A aplicação do algoritmo genético baseou-se numa população inicial constituída por 30 indivíduos, gerada de forma aleatória e seguindo uma distribuição uniforme, considerando 300 gerações, em um total de 9000 indivíduos.

No caso do indicador ID1, foram consideradas as frequências naturais dos 5 primeiros modos de vibração. No caso do indicador ID2, as configurações modais foram definidas com base na informação de todos os nós da malha de elementos finitos (31 nós) correspondentes ao tabuleiro da ponte ferroviária. No indicador ID4, a curvatura da configuração modal foi calculada com base no método das diferenças centrais. No indicador ID5, as curvaturas de flexibilidade foram construídas com base na matriz de flexibilidade modal da estrutura, utilizando os 5 primeiros modos de vibração. No caso do indicador ID6, o cálculo das FRFs considerou a ação impulsiva aplicada próxima do meio vão do tabuleiro e as respostas em acelerações medidas em 5 posições distintas, conforme ilustrado mais adiante na Figura 5.14. Essas mesmas posições de medida das acelerações foram utilizadas para os indicadores ID7, ID8 e ID9. Para o indicador ID7, a *wavelet* de Morlet foi utilizada considerando 100 escalas. E, por fim, os indicadores ID8 e o ID9 foram considerados da mesma maneira que no capítulo anterior: ID8 (média, desvio-padrão, achatamento e assimetria) e ID9 (amplitude máxima, média, média quadrática, raiz quadrada da média, variância, desvio-padrão, assimetria, achatamento, fator de crista e fator k).

A Figura 5.5 mostra a evolução da estimativa de cada parâmetro, para o cenário de dano C2, em função do número de gerações e comparando os nove indicadores de dano. Analisando essa figura é possível avaliar quais parâmetros convergem mais rapidamente, sendo possível identificar quais variáveis são encontradas com maior facilidade. Em cada gráfico, no eixo das ordenadas, é possível observar os valores do limite inferior e superior da variável, sendo que o valor de referência que é esperado (dano) é destacado com um asterisco.

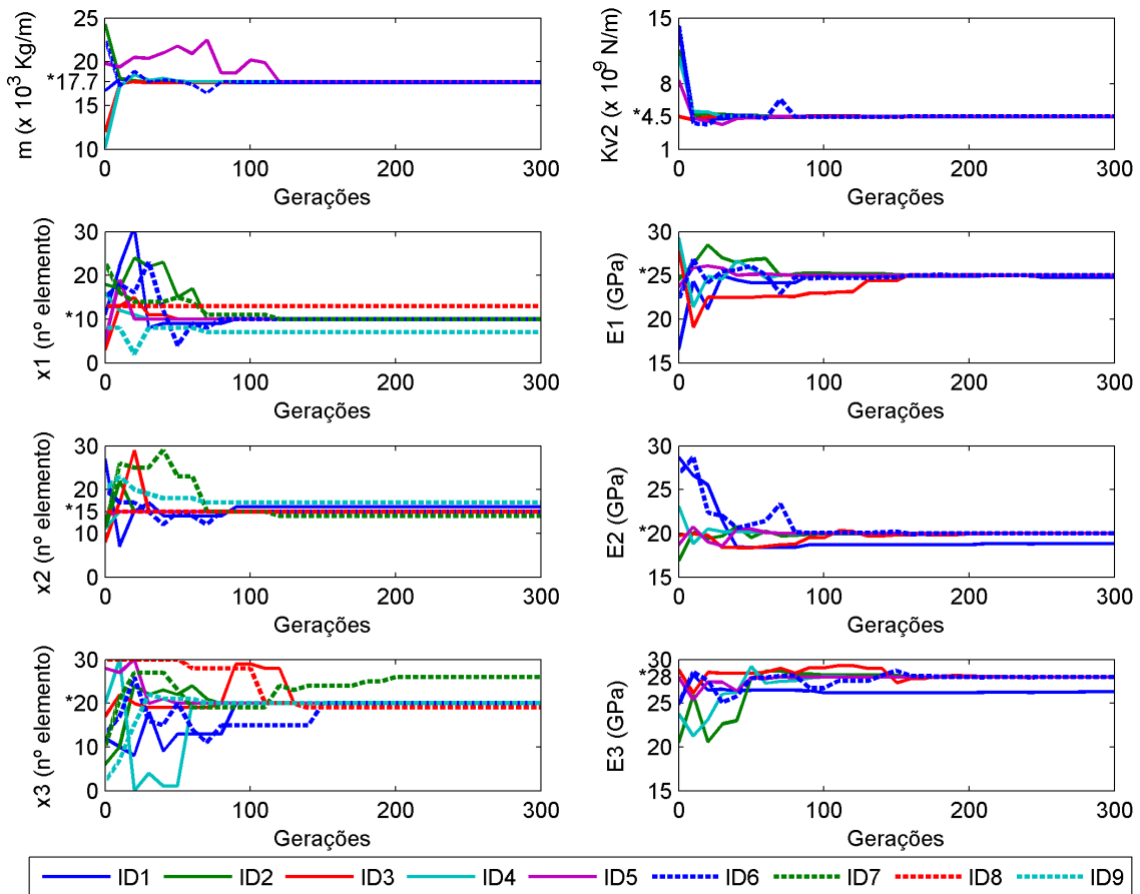


Figura 5.5 – Evolução das variáveis com dano para o cenário C2 em função do número de gerações, para os diferentes indicadores de dano.

A análise da Figura 5.5 permite constatar que:

- i. No caso da massa, comparando-se os diferentes indicadores de dano, apenas o ID5 (Curvatura de flexibilidade) não consegue encontrar o valor de referência antes de atingir as 100 gerações.
- ii. Para o parâmetro referente à rigidez do apoio ($Kv2$), todos os indicadores de dano encontraram o valor de referência nas primeiras gerações.
- iii. No caso dos parâmetros que permitem identificar a posição e quantificar o dano, é possível observar que o algoritmo tende a encontrar de forma mais eficiente os danos mais severos, isto é, primeiro identifica o dano do elemento 15 (posição $x2$) que se refere a uma redução de 33% do módulo de elasticidade ($E2 = 20$ GPa), a seguir o dano do elemento 10 ($x1$) que se refere a uma redução de 17% do módulo de elasticidade ($E1 = 25$ GPa) e, por último, o dano do elemento

20 (x_3) que se refere a uma redução de 7% do módulo de elasticidade ($E_3 = 28$ GPa).

- iv. É possível observar que os indicadores ID1, ID7, ID8 e ID9 não são eficazes na estimativa de todos os parâmetros que traduzem danos com efeitos locais. O ID1 falha em quantificar o dano nas posições x_2 e x_3 . Já os indicadores ID8 e ID9 falham em encontrar a posição do dano em x_1 , e o ID7 em encontrar na posição x_3 .
- v. Para todos os indicadores, os valores ótimos são encontrados em até 150 gerações. Somente os parâmetros referentes à quantificação dos danos sofrem pequenas alterações depois desse ponto.

Na Figura 5.6, apresenta-se os erros dos valores dos parâmetros que reproduzem o dano em relação aos valores esperados do estado de dano de referência para os cenários C1, C2 e C3 e que resultaram da aplicação dos 5 indicadores de dano, obtidos a partir da análise modal. Na cor branca, ilustram-se as situações em que a identificação do dano foi plenamente sucedida (sem erro), e a cor vermelha, as situações em que a identificação de dano teve erros significativos.

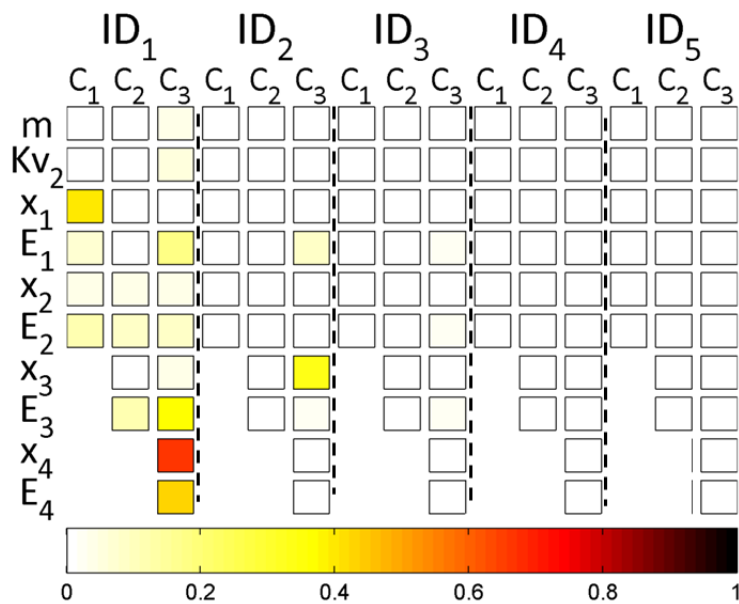


Figura 5.6 - Erros dos parâmetros numéricos em relação aos valores de referência, em função do cenário de dano para indicadores obtidos a partir da análise modal.

A análise da Figura 5.6 permite aferir que:

- i. Comparando-se os três cenários de dano, e corroborando as indicações de Ribeiro (2012), quanto maior o número de parâmetros numéricos envolvidos, maior é a dificuldade do algoritmo em convergir para os valores de referência. Nos cenários C1 e C2, com 6 e 8 parâmetros respectivamente, o valor de referência foi encontrado para a maioria dos indicadores de dano. Para o cenário C3, com 10 parâmetros, surgem ligeiros erros em alguns parâmetros, independentemente do indicador de dano;
- ii. Comparando-se o desempenho dos diferentes indicadores de dano, o indicador baseado nas frequências naturais (ID1) é o que apresenta as maiores diferenças em relação à referência, independentemente do cenário de dano e do parâmetro. Para todos os restantes, o valor de referência de todos os parâmetros foi obtido com um erro próximo de zero.

Na Figura 5.7, apresentam-se os erros dos valores dos parâmetros que reproduzem o dano, em relação aos valores de referência, para os cenários C1, C2 e C3 e que resultaram da aplicação dos 4 indicadores de dano obtidos a partir das respostas dinâmicas.

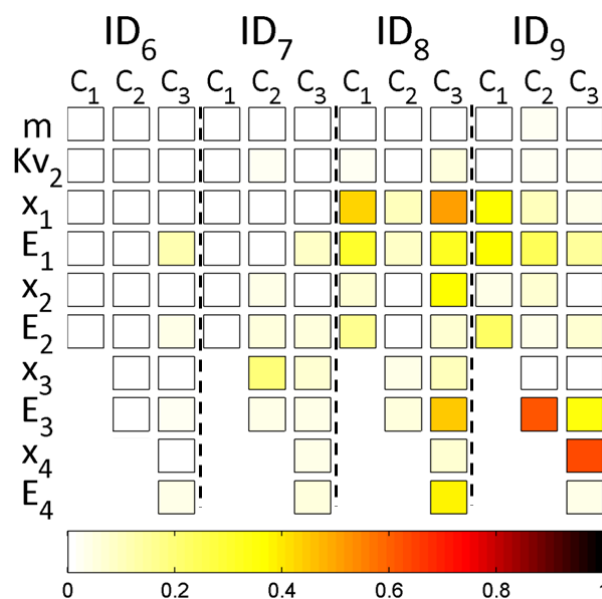


Figura 5.7 - Erros dos parâmetros numéricos em relação aos valores de referência, em função do cenário de dano para indicadores obtidos a partir da resposta dinâmica.

É possível observar que o indicador ID6 apresenta um pequeno erro em relação a quantificação do parâmetro $E1$ para o cenário de dano C3 e o indicador ID7 para o local do dano $x3$. Já os indicadores de dano ID8 e ID9 (que utilizam os parâmetros

estatísticos) possibilitam encontrar as alterações na massa (m) e na rigidez do apoio ($Kv2$). Porém, esses indicadores falham em detectar os danos locais.

Para uma melhor interpretação dos resultados, a Figura 5.8 ilustra a viga discretizada em 30 elementos. Em vermelho, são apresentados os locais onde os danos são simulados e, em verde, os locais estimados pelo método de atualização de modelos utilizando algoritmos genéticos. Nas situações em que tanto a cor vermelha quanto a verde estão presentes no mesmo elemento, o algoritmo possibilitou localizar o dano corretamente.

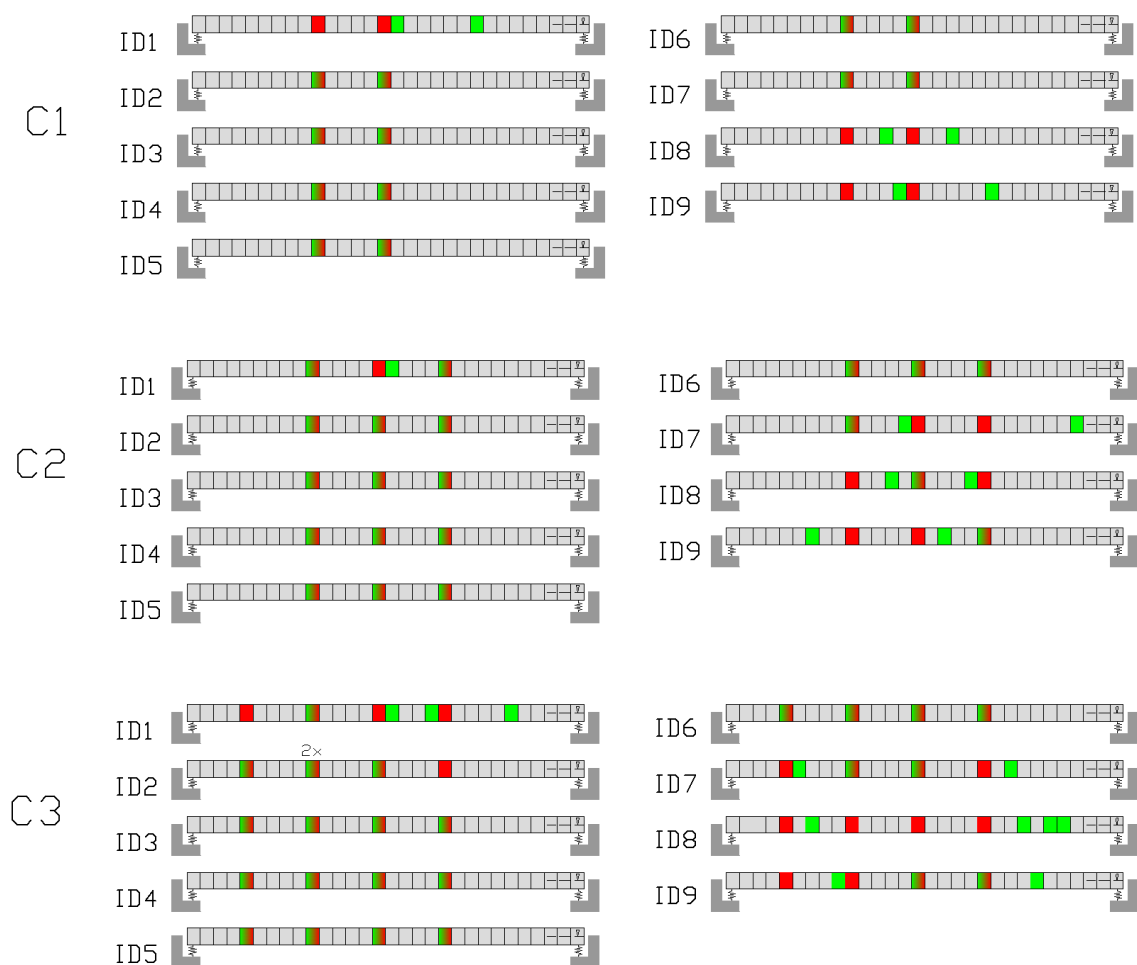


Figura 5.8 – Localização dos danos estimados pelo método de otimização.

Para todos os cenários de dano (C1, C2 e C3), os indicadores ID1, ID7, ID8 e ID9 erram ao estimar a localização de alguns danos. No entanto, é possível observar que, em vários casos, os danos são estimados no elemento adjacente ao local esperado. É possível observar também, que, em alguns casos, os danos são estimados na posição simétrica à

localização correta, como ocorre para os indicadores ID1 e ID9, nos cenários de dano C1 e C3.

5.1.5 Avaliação da robustez dos indicadores de dano

A seguir, pretende-se avaliar a robustez dos indicadores de dano em relação à influência da presença de ruído no sinal, a influência do número de pontos na construção das configurações modais e a influência do número de pontos de controle utilizados para obter os indicadores a partir das respostas dinâmicas. As análises de robustez foram realizadas somente para o cenário de dano C2, uma vez que para este cenário a maioria dos indicadores de dano atingiu os valores de referência.

5.1.5.1 Influência do nível de ruído

Para a análise de robustez dos indicadores de dano na presença de ruído, foram simulados 3 níveis de ruído (1%, 5% e 10%). Os ruídos são introduzidos aos sinais de aceleração multiplicando-se o nível de ruído pelo desvio-padrão dos sinais medidos e por um vetor de valores aleatórios de uma distribuição gaussiana de média zero e desvio-padrão unitário (o que caracteriza um ruído branco). A resposta dinâmica com ruído é obtida adicionando a resposta sem ruído ao vetor de ruído, calculado da seguinte maneira:

$$X_{i,ruído} = X_i + \eta_{ruído} \sigma_{X_i} V \sim (0,1) \quad (5.1)$$

em que X_i e $X_{i,ruído}$ representam, respectivamente, as respostas dinâmicas da estrutura sem e com ruído medidas pelo sensor i , $\eta_{ruído}$ é o nível de ruído adicionado, σ_{X_i} o desvio-padrão de X_i e $V \sim (0,1)$ um vetor gaussiano de média nula e desvio-padrão unitário.

Para a obtenção dos indicadores baseados nos parâmetros modais, o software ARTeMIS é utilizado para extrair as frequências e modos de vibração considerando as acelerações com ruído. O processo de identificação modal utilizado é o SSI-COV (método das realizações estocásticas), considerando-se a estrutura sujeita a uma excitação impulsiva (vide Figura 5.14).

A partir da análise da Tabela 5.4, observa-se como as frequências e os modos de vibração, representados a partir dos valores MAC, são influenciados pela presença de ruído.

Tabela 5.4 – Valores das frequências e do MAC para os cinco primeiros modos de vibração, considerando diferentes níveis de ruído.

Modo de vibração	Sem ruído	1%		5%		10%	
	freq	freq	MAC	freq	MAC	freq	MAC
1°	4,73	4,73	1,000	4,74	0,997	4,75	0,989
2°	17,65	17,64	1,000	17,64	0,991	17,64	0,982
3°	37,02	36,97	1,000	36,97	1,000	36,97	1,000
4°	61,10	60,91	1,000	60,91	1,000	60,92	1,000
5°	85,93	85,41	1,000	85,41	1,000	85,42	1,000

Os parâmetros modais obtidos a partir do software ARTeMIS são utilizados como referência. Já aqueles obtidos a partir da análise modal realizada no ANSYS, são utilizados para teste ao longo do processo de otimização. Uma vez que nem todos os modos obtidos pelo ANSYS são identificados pelo ARTeMIS, antes de se realizar a comparação entre os valores de referência e os de teste, o emparelhamento dos modos é feito a partir dos valores do parâmetro MAC.

Na Figura 5.9 são apresentados os erros dos valores dos parâmetros que reproduzem o dano, em relação aos valores de referência considerando os diferentes níveis de ruído já mencionados. Para o ID2 e ID4, o aumento do ruído conduz a um aumento do erro no cálculo do valor de referência. Para o caso específico de 5% de ruído do ID2, o erro se concentrou na estimativa da massa, que normalmente é um parâmetro encontrado com facilidade, uma vez que sua alteração afeta significativamente os valores dos dados vibracionais e, conseqüentemente, os indicadores de dano. O indicador ID3 (frequência e modos de vibração) é bastante robusto, mesmo na presença de ruído na ordem de 10%. Em contrapartida, o indicador ID5 (curvatura de flexibilidade) revelou-se bastante sensível ao ruído, apresentando erros significativos mesmo para o níveis de 1%, sobretudo para os módulos de elasticidade, ou seja, para os parâmetros associados à quantificação do dano.

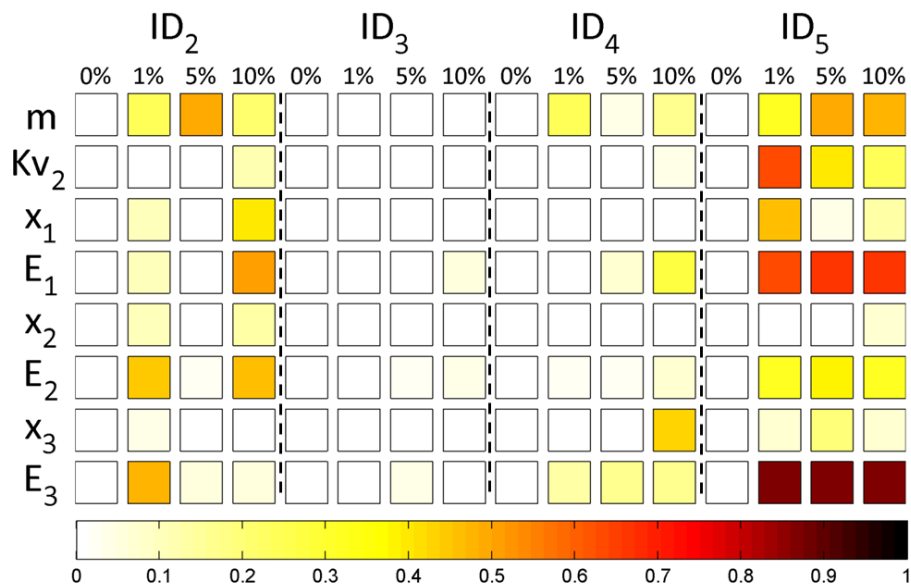


Figura 5.9 - Influência do nível de ruído nos erros dos parâmetros numéricos em relação aos valores de referência para indicadores obtidos a partir da análise modal.

Na Figura 5.10, apresentam-se os erros de classificação para os indicadores obtidos sem a realização da análise modal. Assim, é possível observar que os indicadores ID6 e ID7 são menos sensíveis ao ruído do que os indicadores ID8 e ID9.

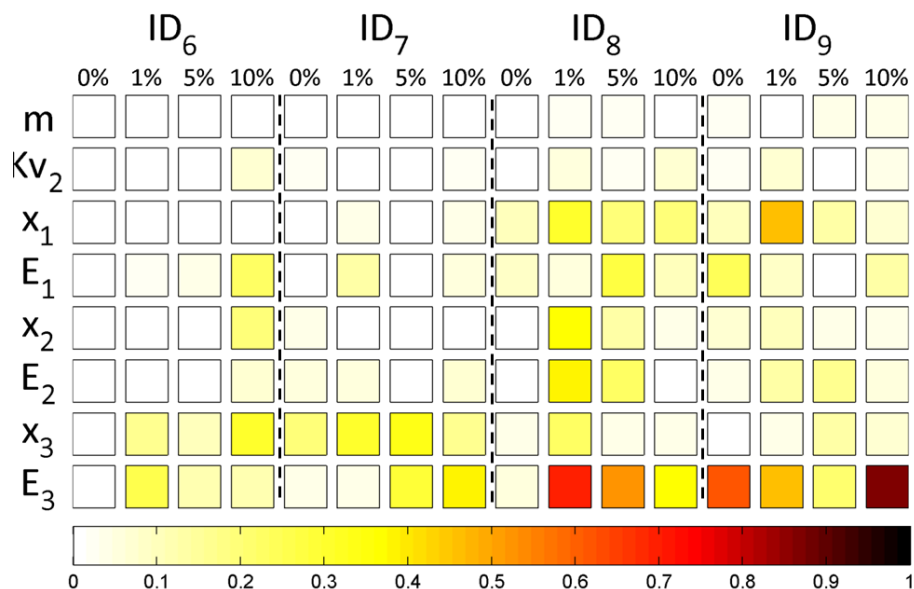


Figura 5.10 – Influência do nível de ruído nos erros dos parâmetros numéricos em relação aos valores de referência para indicadores obtidos a partir da resposta dinâmica.

Na Figura 5.11, observa-se influência do ruído na estimativa do local dos danos. Ao analisar o indicador ID4, constata-se que, com até 5% de ruído, foi possível a correta

estimativa do local do dano. Já para o nível de ruído de 10%, não foi possível estimar corretamente o dano localizado no elemento 20, que corresponde a um dano menos severo.

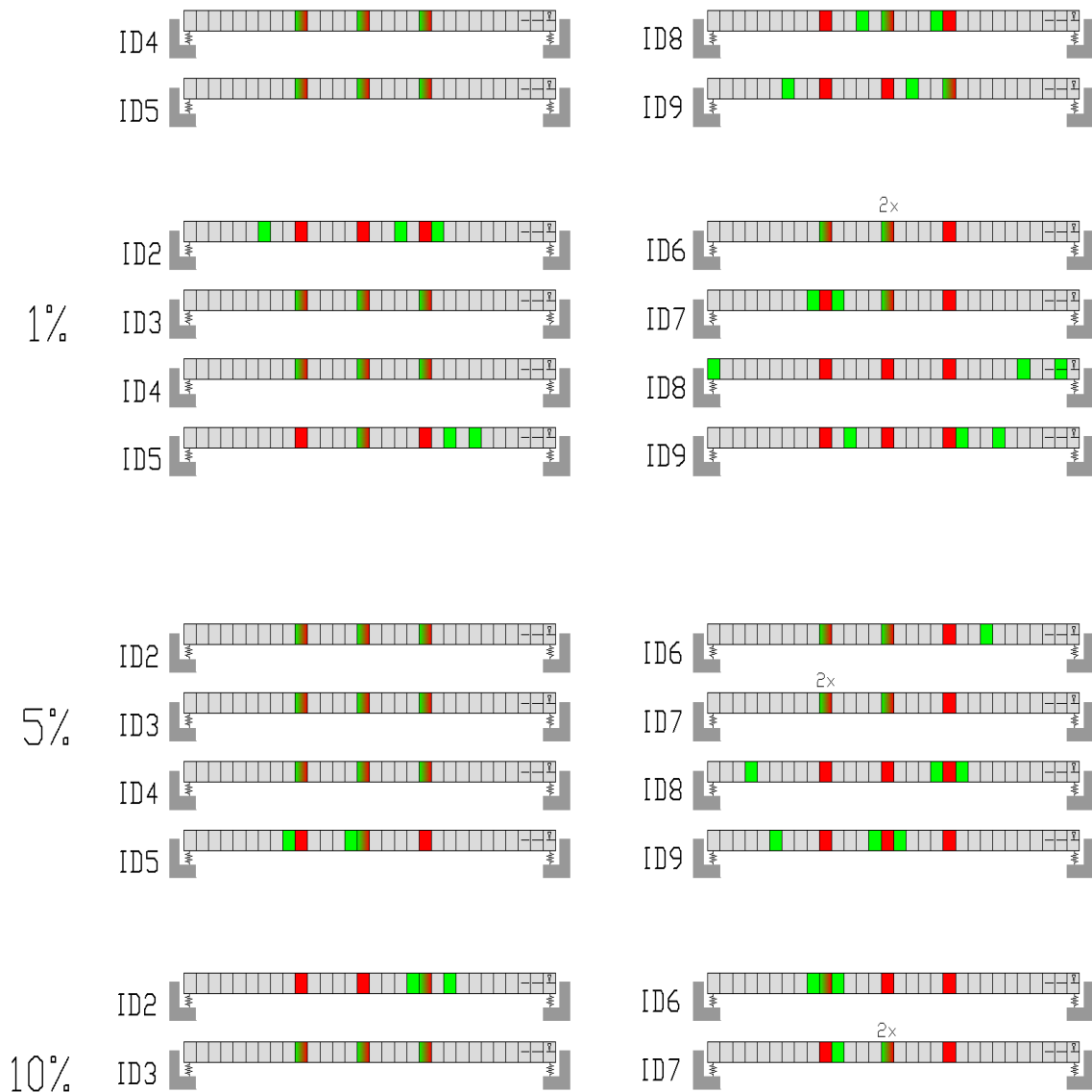


Figura 5.11– Influência do nível de ruído nos erros dos parâmetros numéricos em relação aos valores de referência.

5.1.5.2 Influência do número de pontos nas configurações modais

Nesta seção, analisa-se o comportamento dos indicadores de dano dependentes das configurações modais (ID2, ID3, ID4 e ID5). Para tanto, realizaram-se análises em que as deformadas são construídas a partir de 11, 16 e 31 pontos (Figura 5.12).

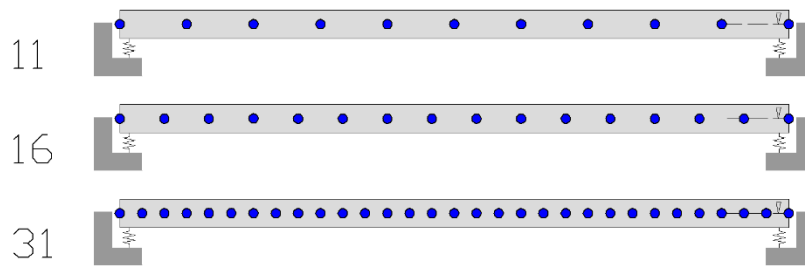


Figura 5.12 – Número de pontos utilizados para caracterizar a configuração modal.

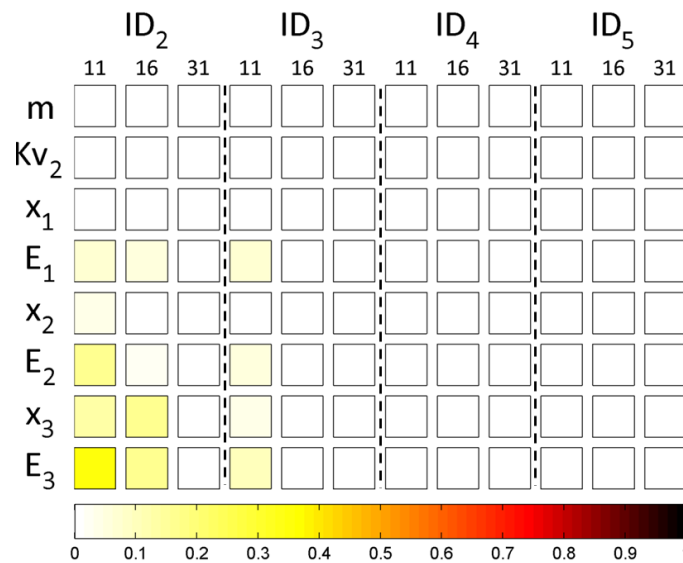


Figura 5.13. Influência do número de pontos das configurações modais nos erros dos parâmetros numéricos em relação aos valores de referência.

Na Figura 5.13, observa-se que o indicador ID2 (modos de vibração), considerando 11 ou 16 pontos, apresenta erros na ordem de 20% nos parâmetros associados ao módulo de elasticidade. O indicador ID3 (frequências e modos de vibração) também apresenta um pequeno erro na quantificação dos parâmetros no caso em que se consideram 11 pontos. Os indicadores de dano ID4 e ID5 alcançaram os valores de referência independentemente do número de pontos considerados nas deformadas modais.

5.1.5.3 Influência do número de pontos de controle para aquisição das respostas dinâmicas

Com o intuito de simular situações em que a informação experimental é reduzida, isto é, quando o número de pontos de controle da resposta dinâmica é pequeno, foram efetuadas análises dinâmicas para o cálculo dos indicadores ID6 (FRFs), ID7 (Wavelet), ID8 (conjunto de 4 indicadores) e ID9 (conjunto de 10 indicadores), considerando

apenas um ponto de controle (o de número 1), considerando 3 pontos de controle (números 1, 2 e 3) e, por último, considerando todos 5 pontos de controle (vide Figura 5.14).

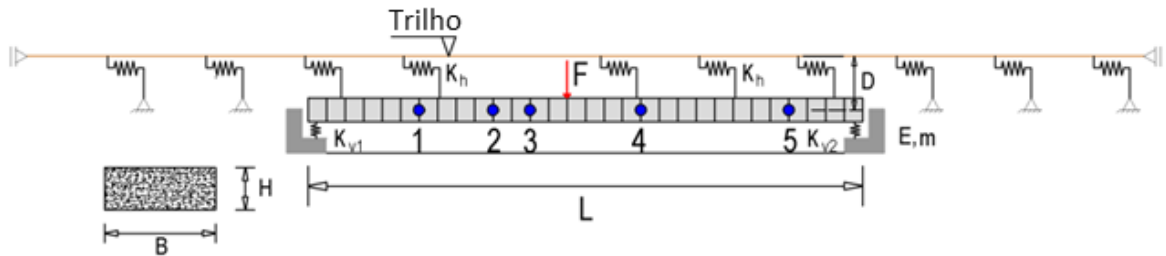


Figura 5.14 - Local dos pontos de controle das respostas dinâmicas e ponto de aplicação da força de excitação.

Na Figura 5.15, é possível observar que o erro nos valores de referência dos parâmetros é maior no caso em que a aceleração é medida em apenas 1 ponto. Para o caso em que a aceleração é medida em 3 e 5 pontos, os erros apresentados são semelhantes, exceto para o caso do indicador ID8. Para esse caso específico, o erro quando 3 pontos de medidas são considerados é menor se comparado ao caso de 5 pontos de medidas.

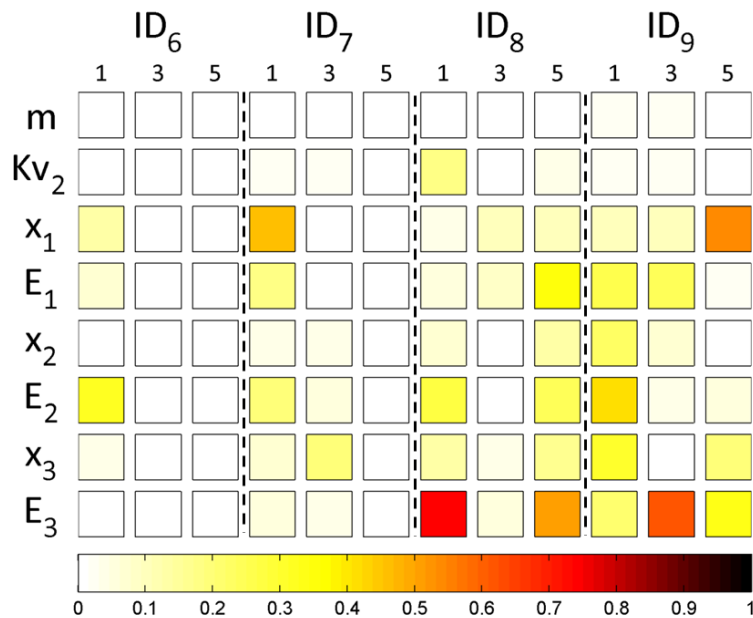


Figura 5.15 - Influência do número de pontos de controle para obtenção da resposta dinâmica nos erros dos parâmetros com dano em relação aos valores de referência.

Na Figura 5.16, apresentam-se os locais estimados como danificados pelo método de otimização considerando diferentes números de pontos para descrição das deformadas modais em diferentes pontos para aquisição das respostas dinâmicas.

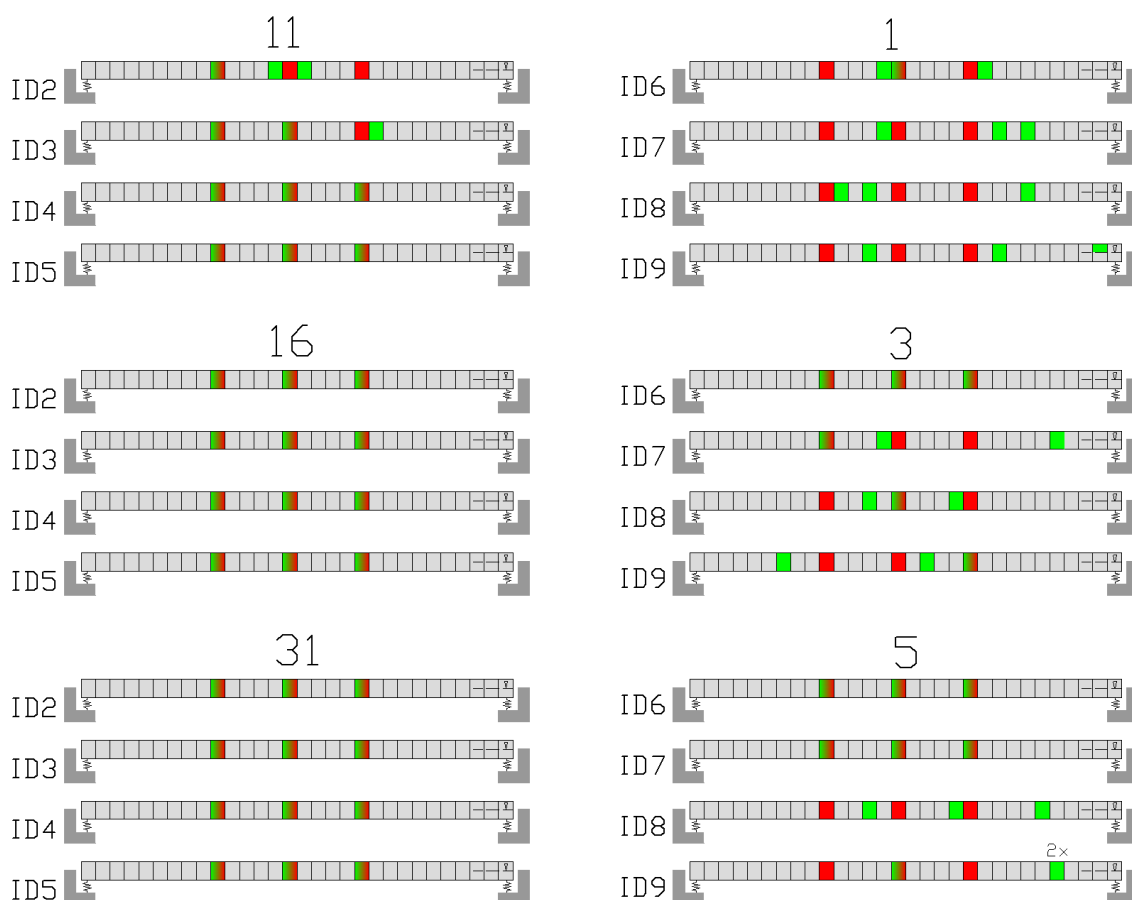


Figura 5.16 – Influência do número de pontos utilizados nos erros dos parâmetros numéricos em relação à localização dos valores de referência.

5.1.6 Avaliação sintética dos resultados

Diante dos resultados obtidos na aplicação dos métodos baseados em modelos para o caso da ponte ferroviária hipotética, é possível observar que o indicador ID3, ou seja, a utilização das frequências juntamente com os modos de vibração, possibilitou a obtenção dos melhores resultados na presença de ruído e também quando um número reduzido de pontos é adotado para caracterizar as configurações modais, uma vez que os erros apresentados na utilização desse indicador em relação aos valores de referência são mínimos.

Considerando apenas os indicadores obtidos a partir das respostas dinâmicas, o indicador ID6 (Funções de resposta em frequência) foi o menos influenciado pela presença de ruído e pelo número reduzido de pontos de medições utilizados.

5.2 Estudo de caso: Ponte São Lourenço

5.2.1 Descrição

Nesta seção, apresenta-se o estudo de caso da ponte ferroviária de São Lourenço, uma ponte do tipo ‘*bowstring*’ (ponte em arco com tabuleiro inferior) situada na linha do Norte da rede ferroviária portuguesa.

A ponte de São Lourenço localiza-se no km +158,662 da linha do Norte, no concelho de Pombal, Portugal, onde realiza a travessia ferroviária do rio Arunca (Figura 5.17). A ponte foi construída como parte de um projeto de modernização das infraestruturas da linha do Norte, com o objetivo de reduzir o tempo de percurso entre as cidades de Lisboa e Porto, tendo sido inaugurada para circulação no dia 21 de Maio de 2005.



Figura 5.17 – Ponte de São Lourenço: a) localização geográfica; b) vista aérea.

Fonte – Ribeiro, 2012.

A estrutura da ponte consiste de dois tabuleiros de concreto armado independentes, com 42 metros de extensão, que servem de suporte a cada uma das vias de circulação ferroviária (Figura 5.18). A seção transversal de cada tabuleiro, com largura de 7,35 m, consiste em uma laje apoiada em vigas laterais, formando uma seção U, e um passeio lateral. Na Figura 5.19, apresentam-se as dimensões da seção transversal do tabuleiro.



Figura 5.18 – Vistas gerais da ponte de São Lourenço. Fonte – Ribeiro, 2012.

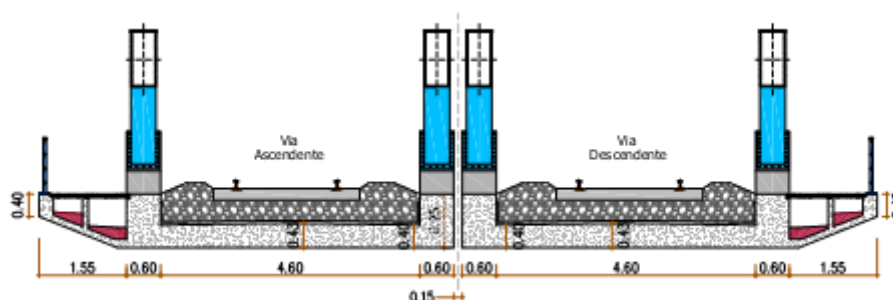


Figura 5.19 – Corte transversal do tabuleiro da Ponte de São Lourenço (Ribeiro, 2012).

Cada tabuleiro é constituído por uma laje inferior suspensa lateralmente por dois arcos metálicos. A suspensão da laje é realizada por meio de pendurais e diagonais metálicos. Os pendurais encontram-se nos pontos de mudança de direção do arco, afastados 3,84 m entre si, com alturas variáveis entre 3,9 m e 10,9 m. Já as diagonais estabelecem a ligação entre os dois pendurais das extremidades dos arcos, e a ligação entre o penúltimo e antepenúltimo pendural mais externo. Os arcos estão contraventados e ligados a maciços de encabeçamento em suas extremidades. Na Figura 5.20, apresentam-se as ligações entre um pendural/diagonal e a viga lateral, entre um pendural/diagonal e o arco e entre o arco e o maciço de encabeçamento.



Figura 5.20 – Ligações do arco: a) pendural/diagonal e viga lateral; b) pendural/diagonal e arco; c) arco e maço de encabeçamento. Fonte – Ribeiro, 2012.

As cargas dos tabuleiros são transferidas para os encontros por meio de aparelhos de apoio, dois em cada encontro, posicionados nos alinhamentos das vigas laterais (Figura 5.21). Os aparelhos de apoio situados sob as vigas laterais de internas permitem apenas deslocamentos na direção longitudinal (Figura 5.22). Os aparelhos de apoio localizados sob as vigas laterais de externas permitem deslocamentos nas direções transversal e longitudinal.

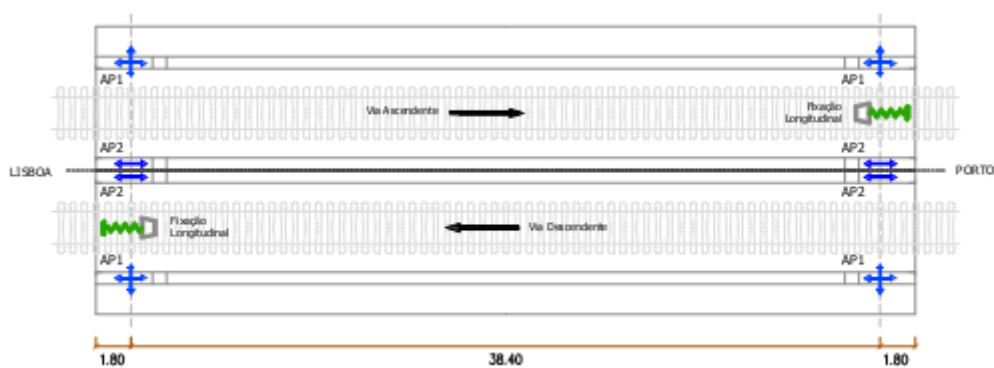


Figura 5.21 – Esquema dos apoios da Ponte São. Fonte – Ribeiro, 2012.



Figura 5.22 –Aparelho de apoio guiado utilizado na Ponte de São Lourenço.

Fonte – Ribeiro, 2012.

A via férrea é constituída por uma camada de lastro assentada sobre a laje do tabuleiro, com uma espessura sob as travessas igual a 45 cm, dormente monobloco de concreto, palmilhas, e trilhos. Na Figura 5.23, apresenta-se uma vista geral da via ferroviária sobre a ponte de São Lourenço.



Figura 5.23 – Vista geral da via ferroviária. Fonte – Ribeiro, 2012.

5.2.2 Modelo em elementos finitos da ponte

Nesta seção, apresenta-se o modelo em elementos finitos desenvolvido por Ribeiro (2012) para a ponte de São Lourenço, que inclui tabuleiro, arcos, elementos de arcos, aparelhos de apoio e a via ferroviária, sendo apresentadas as propriedades geométricas e mecânicas destes elementos estruturais.

A modelagem numérica da ponte de São Lourenço foi realizada com base em um modelo tridimensional, incluindo a via, desenvolvido no programa ANSYS. Na Figura 5.24, apresenta-se uma perspectiva do modelo numérico da ponte, englobando apenas o tabuleiro que serve de suporte à via descendente, em virtude de os tabuleiros estarem separados no ponto de vista estrutural.

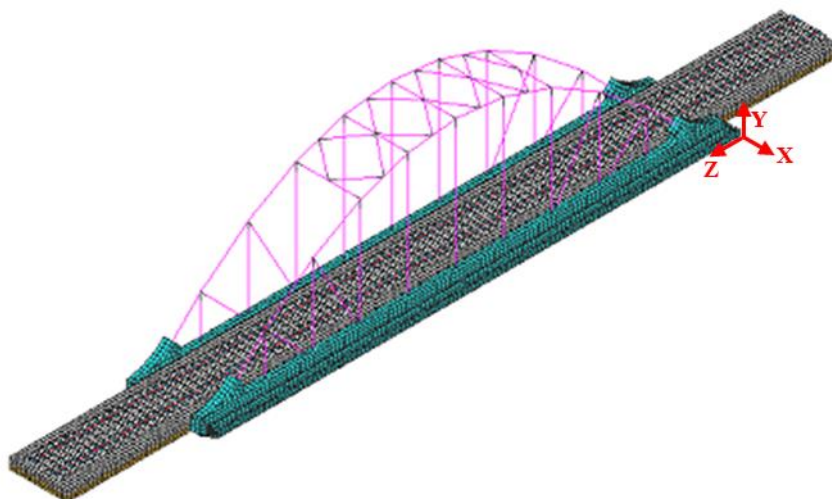


Figura 5.24 – Modelo tridimensional da ponte de São Lourenço incluindo a via.

A laje do tabuleiro foi modelada por meio de elementos finitos de volume. Os arcos, os pendurais, as diagonais e os contraventamentos foram modelados através de elementos finitos de barra. Também foram introduzidos elementos de barras nas extremidades dos pendurais e das diagonais, de forma a simular a ligação destes elementos aos arcos e a via lateral. Foi modelada, ainda, uma extensão da via correspondente ao comprimento do tabuleiro de cerca de 10 m para o lado de cada um dos encontros, de modo a simular a via sobre os aterros adjacentes. Os trilhos foram modelados por meio de elementos de viga dispostos ao nível do centro de gravidade, enquanto os dormentes, as planilhas e a camada de lastro foram modelados através de elementos finitos de volume. As ligações correspondentes aos aparelhos de apoio foram localizadas ao nível dos seus centros de rotação. A estrutura foi discretizada em 16979 elementos de volume e 1107 elementos de viga, em um total de 26754 nós e 80029 graus de liberdade.

5.2.2.1 Propriedades geométricas e mecânicas

Nesta seção são apresentadas as características geométricas e mecânicas das seções transversais dos diferentes elementos que constituem a ponte, especificamente o

tabuleiro, os arcos e os aparelhos de apoio. Maiores detalhes de como foram definidas as características mecânicas utilizadas podem ser encontradas em Ribeiro (2012).

Tabuleiro

O módulo de elasticidade do concreto foi estimado com base em ensaios à compressão realizados em corpos-de-prova de concreto, corrigindo-se o valor obtido em relação à idade dos corpos-de-prova, especificações da composição do concreto, em particular a adição de cinzas volantes no concreto, e o aço das armaduras. O valor do módulo de elasticidade do concreto utilizado, após considerar as correções é de 40,2 GPa.

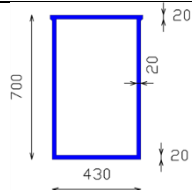
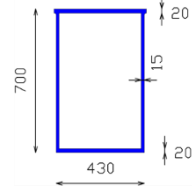
O valor médio da massa volumétrica do concreto foi tomado de acordo com JCSS (2001), igual a 2446,5 kg/m³ e o respectivo coeficiente de Poisson igual a 0,2.


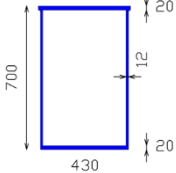
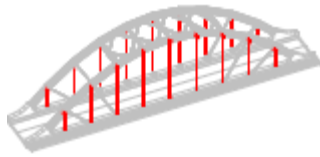
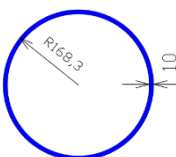
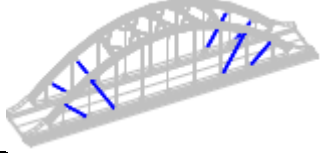
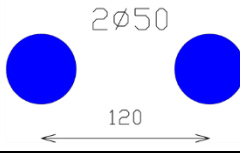

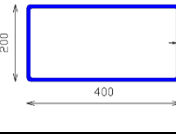

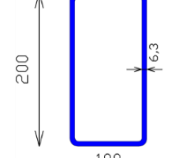
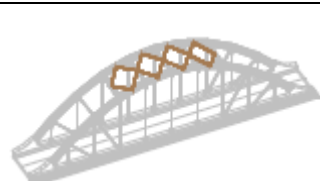
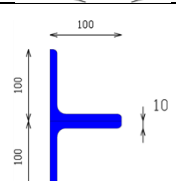
As massas dos elementos não estruturais, tais como revestimentos das lajes do tabuleiro e passeio, grades, etc., foram calculadas e adicionadas aos nós da malha em correspondência com as localizações desses elementos.

Arcos

Os arcos da ponte de São Lourenço são em aço e apresentam características geométricas variáveis ao longo de sua extensão. Na Tabela 5.5 são apresentadas as características geométricas das várias seções que constituem os arcos, com a indicação da respectiva localização.

Tabela 5.5 – Características geométricas dos elementos estruturais dos arcos.

Elemento Estrutural	Localização	Seção Transversal	Características geométricas
Arcos	Região Inicial		$A=0,04406 \text{ m}^2$ $I_x=3,000 \times 10^{-3} \text{ m}^4$ $I_y=1,398 \times 10^{-3} \text{ m}^4$ $I_z=2,908 \times 10^{-3} \text{ m}^4$
	Região de ligação com pendurais centrais		$A=0,03744 \text{ m}^2$ $I_x=2,757 \times 10^{-3} \text{ m}^4$ $I_y=1,139 \times 10^{-3} \text{ m}^4$ $I_z=2,452 \times 10^{-3} \text{ m}^4$

	Região Central			$A=0,03348 \text{ m}^2$ $I_x=2,613 \times 10^{-3} \text{ m}^4$ $I_y=0,978 \times 10^{-3} \text{ m}^4$ $I_z=2,119 \times 10^{-3} \text{ m}^4$
	Pendurais			$A=49,73 \times 10^{-4} \text{ m}^2$ $I_x=15,60 \times 10^{-6} \text{ m}^4$ $I_y=15,60 \times 10^{-6} \text{ m}^4$ $I_z=31,20 \times 10^{-6} \text{ m}^4$
	Diagonais			$A=39,27 \times 10^{-4} \text{ m}^2$ $I_x=0,613 \times 10^{-6} \text{ m}^4$ $I_y=0,613 \times 10^{-6} \text{ m}^4$ $I_z=2,454 \times 10^{-6} \text{ m}^4$
Contraventamentos	Extremidades			$A=0,0115 \text{ m}^2$ $I_x=0,0813 \times 10^{-3} \text{ m}^4$ $I_y=0,2410 \times 10^{-3} \text{ m}^4$ $I_z=0,1940 \times 10^{-3} \text{ m}^4$
	Centrais			$A=0,00356 \text{ m}^2$ $I_x=0,018 \times 10^{-3} \text{ m}^4$ $I_y=0,006 \times 10^{-3} \text{ m}^4$ $I_z=0,014 \times 10^{-3} \text{ m}^4$
	Diagonais			$A=0,00383 \text{ m}^2$ $I_x=0,658 \times 10^{-5} \text{ m}^4$ $I_y=0,353 \times 10^{-5} \text{ m}^4$ $I_z=0,032 \times 10^{-5} \text{ m}^4$

As seções em caixão dos arcos apresentam uma espessura das almas variáveis com valores iguais a 12, 15 ou 20 mm. As diagonais foram modeladas considerando uma única barra com área e inércias obtidas a partir da soma das áreas e inércias dos dois varões de diâmetro igual a 50 mm. A massa volumétrica do aço foi considerada igual a 7850 km/m^3 , sendo que o módulo de elasticidade do aço e coeficiente de Poisson foram considerados iguais a 202 GPa e 0,3 respectivamente.

A inércia das ligações das diagonais com o arco e as vigas do tabuleiro foi calculada com base nos desenhos de projeto, tendo sido considerada igual a $500 \times 10^{-8} \text{ m}^4$ nas direções longitudinal (plano dos arcos) e transversal (fora do plano dos arcos). A inércia das ligações dos pendurais com o arco e as vigas do tabuleiro foi considerada igual a $2000 \times 10^{-8} \text{ m}^4$, em ambas as direções.

Aparelhos de apoio

Os aparelhos de apoio da ponte de São Lourenço são do tipo pote, da marca Freyssinet, modelos GL4000 e GG4000 (Freyssinet, 2002). O modelo GL4000 é um aparelho de apoio que permite deslocamentos nas direções longitudinal e transversal, enquanto o modelo GG4000 é um aparelho de apoio guiado na direção longitudinal.

Devido à inexistência de informações sobre a rigidez vertical dos aparelhos de apoio, Ribeiro (2012) realizou a sua avaliação com base no modelo em elementos finitos apresentado na Figura 5.25. A rigidez vertical do aparelho de apoio (K_v) foi calculada dividindo a força correspondente à aplicação de uma carga vertical unitária e uniformemente distribuída no prato metálico superior pelo deslocamento médio do prato, tendo-se obtido o valor de 3847 MN/m.

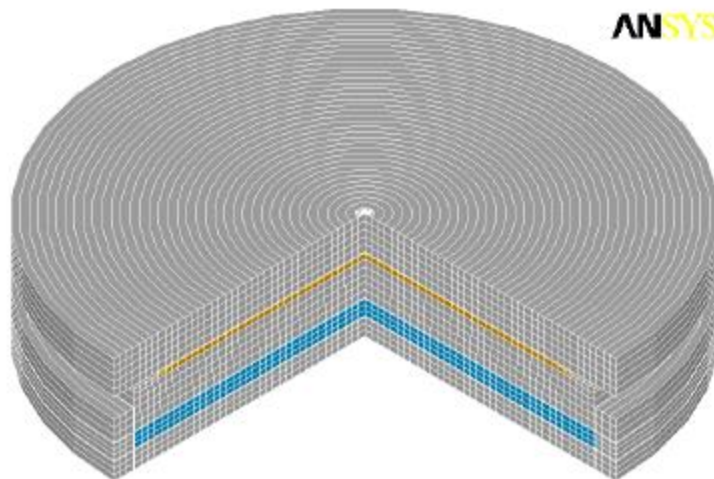


Figura 5.25 – Modelo numérico do aparelho de apoio GL 4000. Fonte – Ribeiro, 2012.

Via

A inclusão da via no modelo numérico da ponte influenciou de forma significativa algumas das frequências naturais da estrutura, devido ao efeito compósito que ocorre entre o tabuleiro e a via. O efeito compósito tabuleiro-via surge em virtude da existência da camada de lastro entre o tabuleiro e os dormentes, que possibilita a transmissão parcial de tensões de corte entre os dois elementos (Ribeiro et al., 2007). Uma análise mostrando a influência da inclusão da via nos valores das frequências de vibração da ponte de São Lourenço é apresentada em Ribeiro (2012).

O modelo da via envolveu a modelagem dos trilhos, das palmilhas, dos dormentes, da camada de lastro e das fronteiras com a ponte e de um trecho de via adjacente. Na Figura 5.26, apresenta-se uma vista geral do modelo numérico na via, na região localizada sobre a ponte.

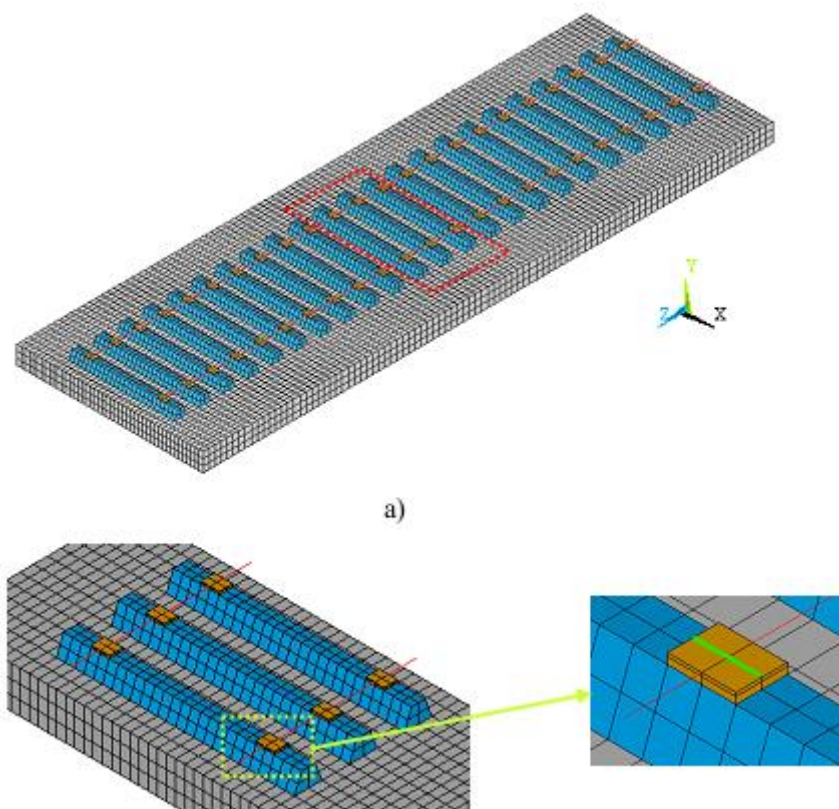


Figura 5.26 – Modelo em elementos finitos da via ferroviária: a) vista geral; b) região central.

O trilho foi modelado por meio de elementos finitos de viga, com uma discretização igual a 0,3m, e dispostos ao nível central do seu centro de gravidade. As características do trilho UIC 54 seguem os valores indicados por Esveld (2001) e Man (2002), em que a inércia principal foi adotada igual a $2346 \times 10^{-8} \text{ m}^4$ e área da seção transversal igual a $6930 \times 10^{-6} \text{ m}^2$. No que se refere às propriedades mecânicas, o módulo de elasticidade do aço e o coeficiente de Poisson foram considerados iguais a 202 GPa e 0,3 respectivamente.

As palmilhas foram modeladas através de elementos finitos de volume dispostos em duas camadas. A rigidez vertical das palmilhas, da marca Vossloh modelo ZW687, foi considerada igual a 450 kN/mm, de acordo com as indicações da ficha técnica do fabricante (Vossloh, 2004).

Os dormentes monobloco foram modeladas com elementos finitos de volume, com comprimento igual a 2,6 m, uma seção transversal trapezoidal com base maior de 0,3 m, base menor igual a 0,15 m e uma altura de 0,2 m. A massa volumétrica destes elementos é considerada igual a 2692 kg/m³. O módulo de elasticidade do concreto do dormente, da classe de resistência C30/37, é considerado igual a 33 GPa e o coeficiente de Poisson igual a 0,2.

A camada de lastro foi também modelada através de elementos finitos de volume, com cada elemento com dimensões iguais a 0,15 m, na direção longitudinal à via, e 0,10 m na direção transversal. O módulo de elasticidade e o coeficiente de Poisson do lastro foram considerados iguais a 130 MPa e 0,2 respectivamente (UIC 719, 2008), sendo que a massa volumétrica foi tomada igual a 1733 kg/m³ (UIC G776, 2007).

A altura do lastro, medida do tabuleiro à base das travessas, é igual a 0,45 m, sendo que a altura adicional do lastro, contada a partir da base das travessas, foi considerada igual a 0,17 m.

5.2.2.2 Parâmetros modais

As frequências naturais na ponte de São Lourenço estão associadas a modos de vibração globais e locais. Os modos de vibração globais envolvem movimentos de caráter global do tabuleiro e dos arcos. Os modos de vibração locais estão associados a vibrações de diagonais e pendurais, sem movimentos significativos do tabuleiro ou dos arcos. Na Tabela 5.6, apresenta-se as trinta primeiras frequências naturais obtidas a partir de uma análise modal realizada no Ansys, assim como a indicação se o modo associado é global ou local.

Tabela 5.6 – Valores das primeiras trinta frequências naturais da ponte de São Lourenço.

Modo de Vibração	Frequência (Hz)		Modo de Vibração	Frequência (Hz)	
1°	2,293	Local	16°	9,435	Local
2°	4,028	Global	17°	9,529	Local
3°	4,171	Local	18°	9,532	Local
4°	4,174	Local	19°	9,755	Local
5°	4,177	Local	20°	9,904	Local
6°	4,178	Local	21°	9,917	Local

7°	4,237	Local	22°	9,949	Local
8°	4,241	Local	23°	9,951	Local
9°	4,245	Local	24°	10,021	Local
10°	4,245	Local	25°	10,035	Local
11°	5,987	Global	26°	10,075	Local
12°	6,815	Global	27°	10,077	Local
13°	7,868	Global	28°	10,106	Local
14°	9,053	Global	29°	10,248	Local
15°	9,293	Local	30°	10,256	Local

Na Figura 5.27, apresentam-se as deformadas dos modos globais obtidos, que são respectivamente o 1°, 11°, 12°, 13° e 14° modos.

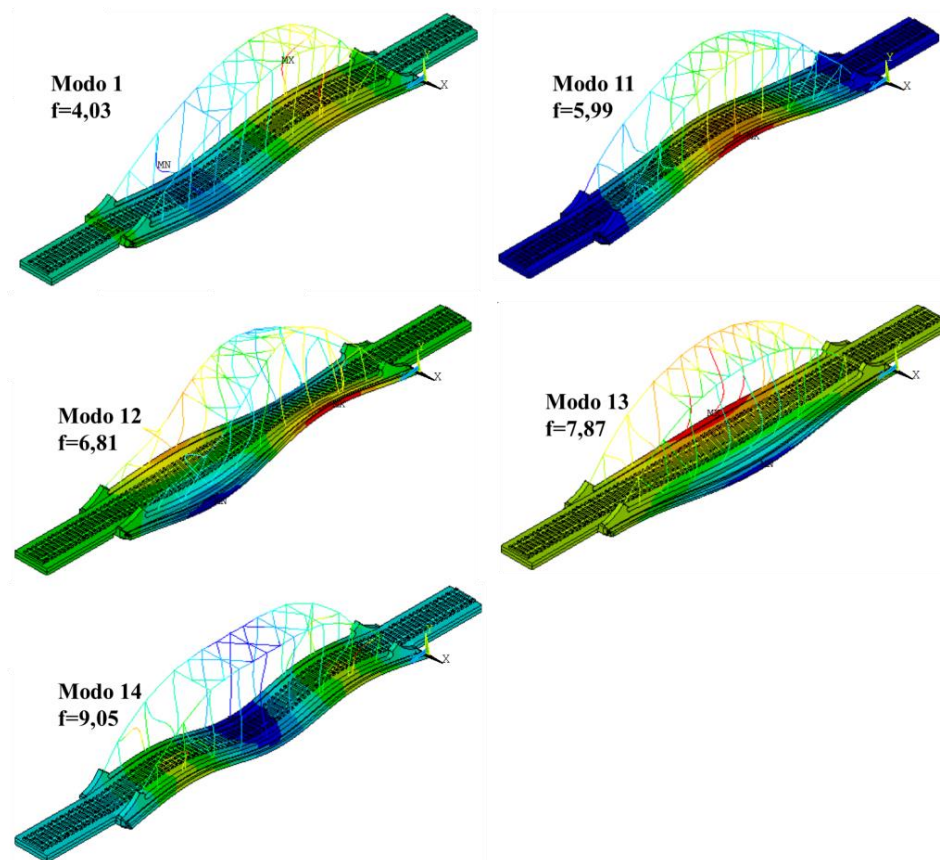


Figura 5.27 – Frequências e modos de vibração globais obtidos para a Ponte de São Lourenço.

5.2.3 Cenários de dano

A metodologia de identificação de danos enunciada no início deste capítulo é aqui utilizada para identificar quatro cenários de dano. Os cenários são simulados levando-se

em conta danos comuns em pontes, tendo como base principalmente os danos que levaram as pontes apresentadas no capítulo 1 ao colapso.

O primeiro cenário simulado é de um dano em um trecho do tabuleiro (cenário D1). A simulação é realizada introduzindo-se a coordenada (x,z) da região central do local do dano e o módulo de elasticidade que o quantifica. O dano no tabuleiro é introduzido de forma que o elemento central da região danificada seja o mais degradado, e que o dano se torne menos intenso na medida em que se afasta da coordenada indicada. Na Figura 5.28, representa-se o dano introduzido no tabuleiro da ponte. O elemento central, em amarelo, recebe 90% do valor do módulo de elasticidade utilizado para simular o dano, enquanto os elementos em verde e rosa, recebem, respectivamente, 95% e 100% do valor de E .

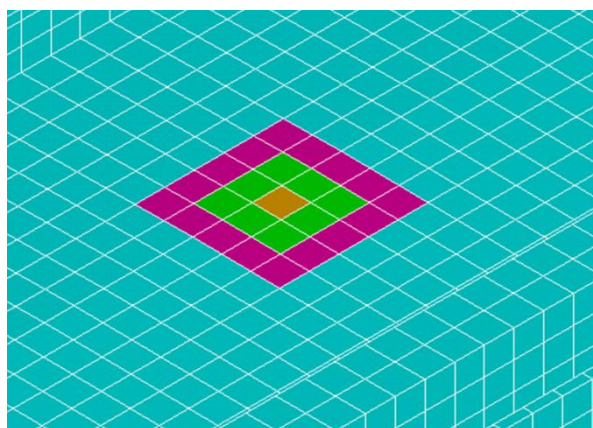


Figura 5.28 – Dano simulado no tabuleiro da ponte de São Lourenço.

O segundo cenário de dano é simulado no aparelho de apoio indicado em vermelho, na Figura 5.29, aumentando-se a sua rigidez (cenário D2). Lourenço (2009) indica que alterações nos aparelhos de apoio, tais como fissuras, ressecamento do neoprene e acúmulo de sujeira são patologias comuns em pontes e que requerem verificações periódicas.

O terceiro cenário é considerado com base no caso da ponte Sgt. Aubrey Cosens, em que é considerado dano em uma ligação entre o pendural e o tabuleiro indicado em vermelho na Figura 5.29 (cenário D3).

Por último, um quarto cenário de dano é simulado considerando a combinação dos três cenários anteriores (cenário D4). Na Tabela 5.7 são apresentados os valores dos parâmetros utilizados para simular os cenários de dano.

Tabela 5.7 - Cenários com e sem dano do modelo numérico da ponte de São Lourenço.

		Cenário						Limites adotados (Inf/Sup)
		Sem dano	D1	D2	D3	D4		
Parâmetros	Tabuleiro	x1	-	-4,31	-	-	-4,31	-6,60/-2,29
		z1	-	20,63	-	-	20,63	0/42,00
		E	381	305	-	-	305	19,0/40,0
	Aparelho de apoio	pos	-	-	2	-	2	1 a4
		Kv	5000	-	5500	-	5500	4500/9500
	Pendural/diagonal	pos	-	-	-	45	45	1/52
E		210	-	-	189	189	100/210	

A Figura 5.29 ilustra as posições em que os danos são simulados no modelo da ponte de São Lourenço.

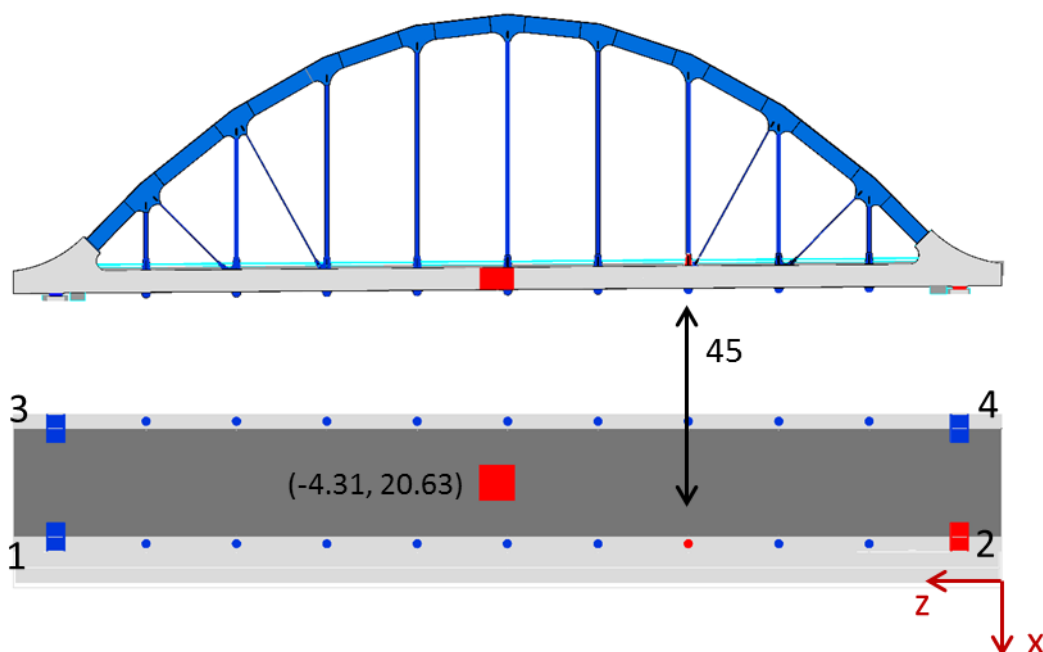


Figura 5.29 – Localização dos danos simulados no modelo da ponte de São Lourenço.

5.2.4 Avaliação do desempenho do método de atualização de modelo aplicada à ponte de São Lourenço

Nesta seção, aplica-se o método de atualização de modelos para o caso da ponte de São Lourenço. Por se tratar de um modelo mais extenso e que requer alto custo

computacional (vide detalhes no Anexo B), apenas o conjunto das frequências naturais e dos modos de vibração será utilizado como indicador de dano. Isto se deve à facilidade de implementação, quando aplicados a um modelo tridimensional, e ao bom desempenho apresentado na seção anterior, no caso da ponte hipotética. Assim, são consideradas as trinta primeiras frequências naturais e modos de vibração associados como indicadores de dano.

As configurações modais são descritas utilizando os 3 graus de liberdade de 60 nós do modelo da ponte, indicados na Figura 5.30. Esses pontos foram adotados nas posições em que foram posicionados os acelerômetros do ensaio descrito em Ribeiro (2012), realizado em 2009. Os nós indicados em verde, na Figura 5.30, localizam-se: i) na base dos pendurais; ii) no tabuleiro; iii) a uma distância intermediária entre os pendurais; iv) nos pendurais e diagonais, localizados a 1,70 e 2,80 metros de altura.

O algoritmo genético baseou-se numa população inicial constituída por 30 indivíduos, gerada de forma aleatória e seguindo-se uma distribuição uniforme, considerando 300 gerações, em um total de 9000 indivíduos.

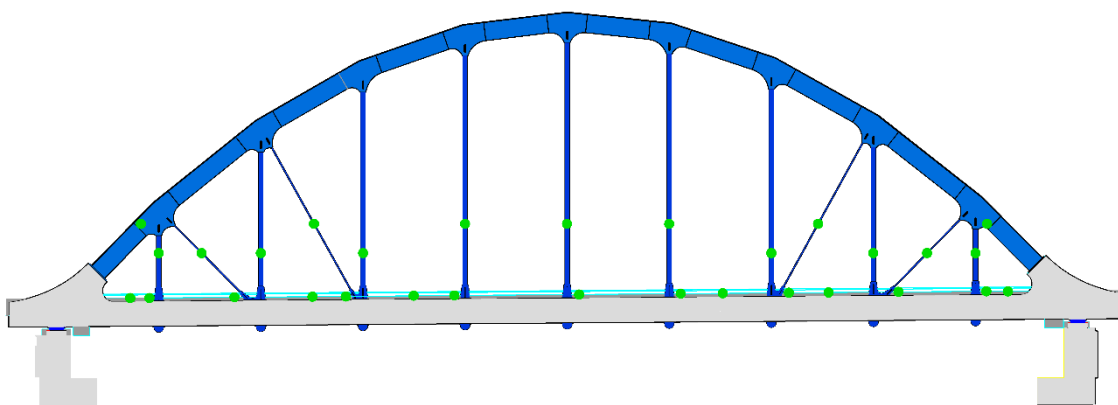


Figura 5.30 – Nós considerados para representar as configurações modais.

Na Figura 5.31 são apresentados os erros encontrados nos quatro casos de dano considerados. Nas situações em que apenas um único dano é considerado, o método proposto permitiu localizá-lo com sucesso. Já para o caso em que a combinação dos danos no aparelho de apoio, na ligação entre o pendural e o tabuleiro e no tabuleiro é considerada, é possível encontrar o dano no apoio e no tabuleiro, porém a estimativa do dano na ligação entre o pendural e o tabuleiro apresentou uma ligeira variação em relação ao valor de referência.

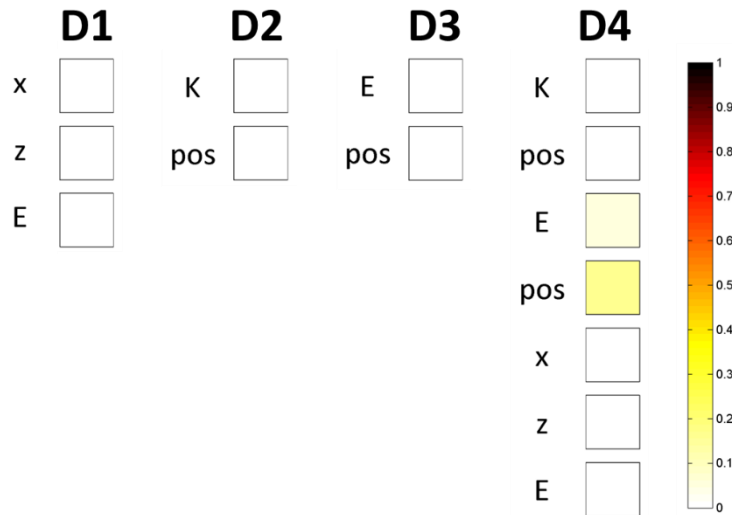


Figura 5.31 – Erros encontrados na estimativa de dano para o caso da ponte de São Lourenço.

Para uma melhor visualização, a Figura 5.32 apresenta o resultados obtidos para cenário D4, onde destaca-se, em vermelho, os danos simulados e, em verde, os valores encontrados através da aplicação da metodologia proposta. Como já observado na Figura 5.31, apenas o dano no pendural não é estimado corretamente.

No entanto, é importante destacar que o local do dano indicado pelo método é a do pendural situado em uma posição simétrica à do dano simulado. De fato, danos simulados em posições simétricas da estrutura, causam o mesmo efeito em termos de alteração das frequências naturais da estrutura. Além disso, as alterações nas frequências e nos modos de vibração globais causadas pelo dano no pendural são menores do que aquelas causadas pelo dano no tabuleiro e no aparelho de apoio.

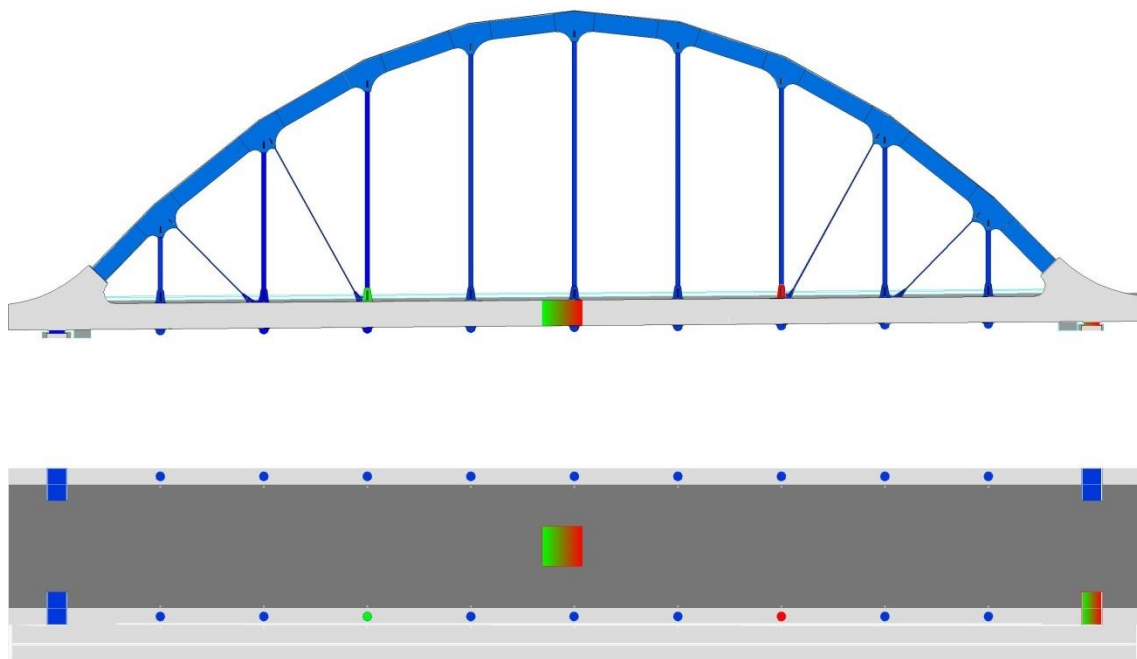


Figura 5.32 – Local dos danos estimados para o caso da ponte de São Lourenço.

5.3 Avaliação da ponte de São Lourenço considerando a interação entre a ponte e o trem

Nesta seção, uma metodologia alternativa àquela apresentada nos parágrafos anteriores é aplicada ao caso da ponte de São Lourenço, considerando-se a interação dinâmica entre a ponte e o trem, através da rotina computacional desenvolvida por Ribeiro (2012), designada como TBI (*Train-Bridge Interaction*).

5.3.1 Metodologia de interação ponte-trem

Os modelos numéricos da ponte e do trem são construídos no programa ANSYS. A comunicação entre os programas ANSYS e MATLAB é realizada em modo ‘batch’, possibilitando a extração de informações relevantes dos modelos, tais como geometria, número de nós pertencentes ao trajeto das cargas e dos nós de contato, e matrizes de massa, rigidez e amortecimento de ambos subsistemas.

A seguir, serão abordados alguns dos aspectos do desenvolvimento da rotina computacional baseada na metodologia iterativa para a resolução do problema de interação dinâmica entre a ponte e o trem (Ribeiro, 2012). Nesta ferramenta, a resolução das equações de equilíbrio dinâmico da ponte é efetuada através do método da superposição modal, enquanto as equações de equilíbrio dinâmico do trem são resolvidas utilizando um método de integração direta (método de Newmark).

A metodologia iterativa considera os dois subsistemas, ponte e trem, modelados como duas estruturas independentes, calculadas simultaneamente ao longo do tempo, recorrendo-se a cada incremento de tempo a um processo iterativo visando a compatibilização dos dois subsistemas estruturais em termos da força dinâmica de interação e os deslocamentos sob as cargas móveis.

Na Figura 5.33, ilustra-se o problema clássico da interação entre o tabuleiro de uma ponte ferroviária e um veículo, e que pode incluir as irregularidades da via.

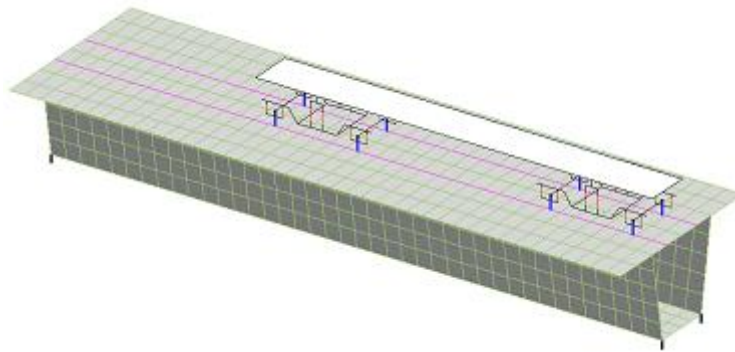


Figura 5.33 – Modelo do sistema ponte-trem.

As equações de equilíbrio dinâmico dos subsistemas ponte e do trem estão desacopladas e podem ser escritas, para o instante de tempo t , da seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} M_p & 0 \\ 0 & M_t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{u}_p(t) \\ \ddot{u}_t(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} C_p & 0 \\ 0 & C_t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{u}_p(t) \\ \dot{u}_t(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} K_p & 0 \\ 0 & K_t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_p(t) \\ u_t(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_p(t) \\ F_t(t) \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

onde M , C e K são as matrizes de massa, amortecimento e rigidez; \ddot{u} , \dot{u} , u são os vetores das acelerações, velocidades e deslocamentos, e F é o vetor das forças. Os índices ‘ p ’ e ‘ t ’ estão associados às matrizes e vetores referentes à ponte e ao trem, respectivamente.

Cada incremento de tempo (Δt) envolve as seguintes operações realizadas a cada iteração k (Calçada, 1995; Ribeiro, 2004):

1- as cargas móveis correspondentes aos eixos do trem são aplicadas na ponte. Cada carga móvel $F_p^k(t)$ é obtida através da expressão:

$$F_p^k(t) = F_{sta} + F_{dyn}^{k-1}(t) \quad (5.3)$$

em que F_{sta} é a componente estática da força de interação, constante ao longo do tempo, e $F_{dyn}^{k-1}(t)$ é a componente dinâmica da força de interação relativa à interação

anterior (igual a $F_{dyn}(t - \Delta t)$ para a primeira iteração). Da resolução do sistema de equações de equilíbrio dinâmico relativo à ponte obtêm-se os deslocamentos nodais, a partir dos quais são obtidos os deslocamentos sob cada carga móvel, $u_p^k(t)$.

2- Ao mesmo tempo, cada ponto de contato do trem é submetido à ação de um assentamento de apoio ($u_t^k(t)$) corresponde ao deslocamento $u_p^k(t)$ somado à eventual irregularidade ($r(t)$) no ponto onde está localizada a carga. Da resolução do sistema de equações relativo ao trem resultam, para cada ponto de contato, as reações de apoio $F_t^k(t)$ que constituem as componentes dinâmicas das forças de interação $F_{dyn}^k(t)$ a aplicar à ponte na iteração seguinte.

3- Ao final de cada iteração, utiliza-se um critério de convergência que tem em conta as componentes dinâmicas das forças de interação da iteração corrente e da anterior, e que para cada carga móvel tem por base o cálculo do seguinte quociente:

$$\frac{\|F_{dyn}^k(t) - F_{dyn}^{k-1}(t)\|}{\|F_{dyn}^{k-1}(t)\|} \quad (5.4)$$

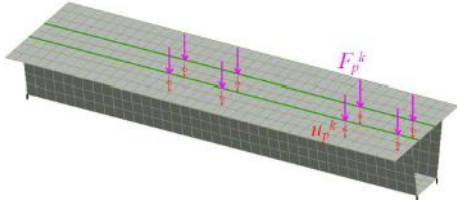
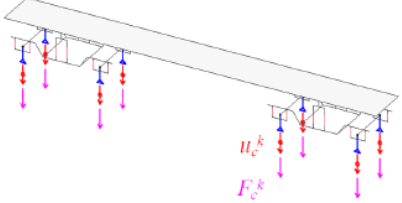
Se o quociente referido for inferior ou igual a uma dada tolerância, considera-se que os dois sistemas estruturais foram compatibilizados, avançando-se para o instante seguinte, $t+\Delta t$, caso contrário avança-se para uma nova iteração. O processo inicia-se admitindo-se que as componentes dinâmicas da força de interação no instante inicial, $F_{dyn}(t = 0)$, são nulas.

Na Tabela 5.8, encontra-se esquematizada a metodologia iterativa de uma forma mais resumida.

Em Ribeiro (2012) o programa TBI é apresentado de forma mais detalhada, com a descrição de cada rotina utilizada e a sua validação.

Na análise realizada, considera-se o sistema de cargas móveis do trem Alfa Pendular, com comprimento total de 158,9 m, constituído por seis veículos, quatro motores (BAS, BBS, BBN e BAN) e dois reboques (RBN e RNH). A velocidade considerada para a simulação é de 220 km/h. Na Figura 5.34 está representado o esquema de carga do trem Alfa Pendular.

Tabela 5.8 – Metodologia iterativa para a resolução do problema dinâmico com interação ponte-trem.

	Ponte	Trem
Esquema		
Ação	$F_p^k(t) = F_{sta} + F_{dyn}^{k-1}(t)$	$u_c^k(t) = u_p^k(t) + r(t)$
Resultado	$u_p^k(t)$	$F_{dyn}^k(t) = F_c^k(t)$
Critério de convergência	$\frac{\ F_{dyn}^k(t) - F_{dyn}^{k-1}(t)\ }{\ F_{dyn}^{k-1}(t)\ }$	Se \leq tolerância $\rightarrow t + \Delta t$ Se $>$ tolerância $\rightarrow k + 1$

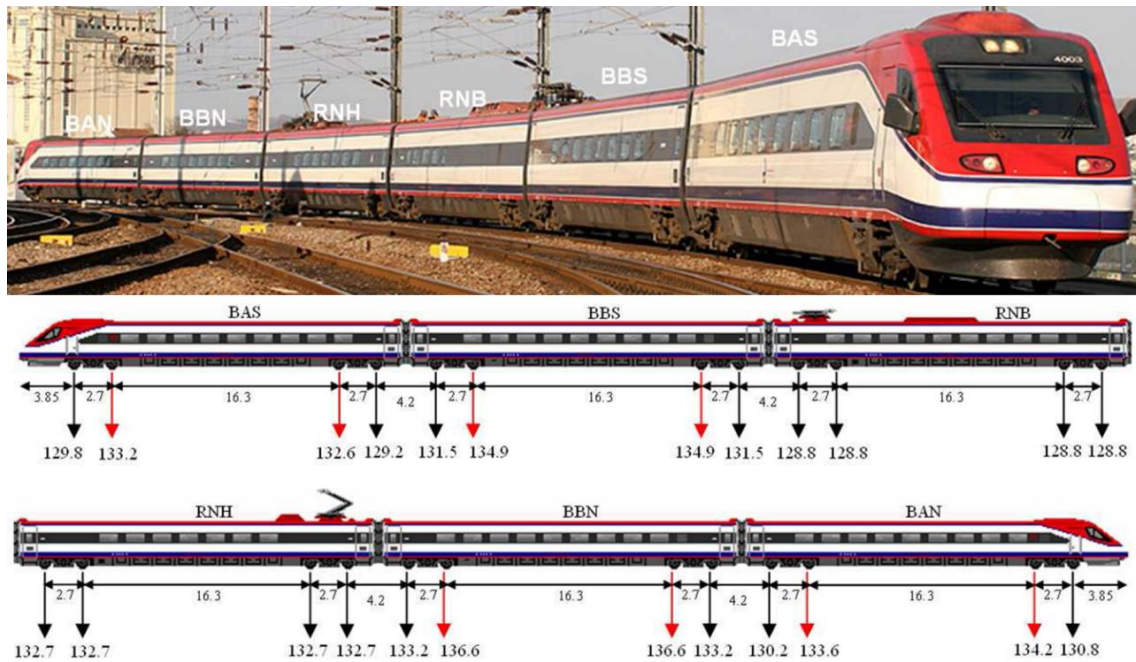


Figura 5.34 – Esquema de cargas do trem Alfa Pendular. Fonte – Ribeiro (2012)

5.3.2 Resultados

Na Figura 5.35, apresentam-se os erros dos valores dos parâmetros que reproduzem o dano, assim como a localização encontrada através da aplicação do método de otimização. Analisando esta figura, é possível observar que o único erro cometido se dá em relação à localização do dano relacionado a ligação do arco com o pendural. Ainda que o método tenha detectado o elemento correto, ao invés de apontar o dano na ligação

entre o pendural e o tabuleiro, apontou que o dano estava na ligação entre o pendural e o arco.

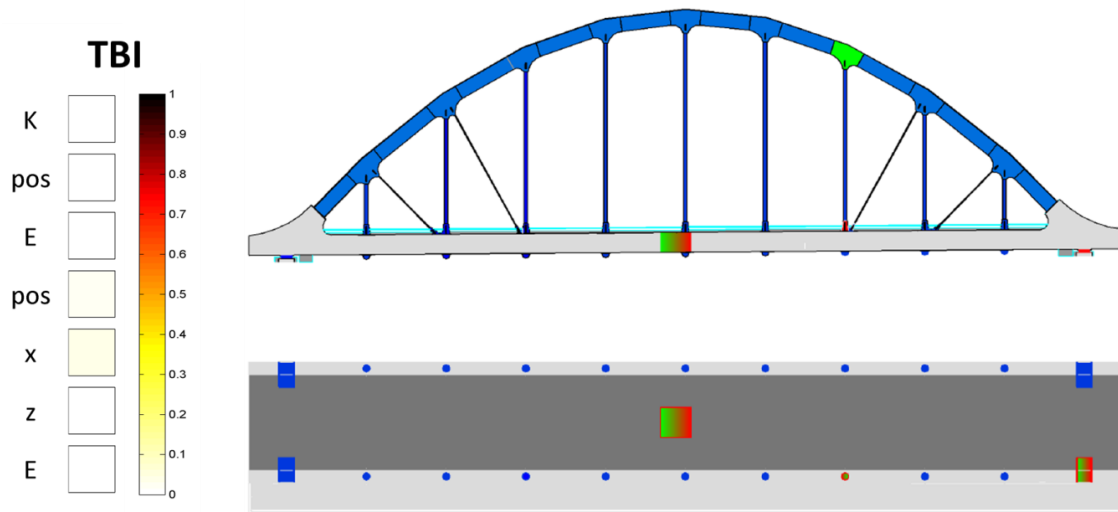


Figura 5.35 – Erros e locais encontrados na estimativa de dano para o caso da ponte de São Lourenço considerando a interação entre o trem e a ponte.

PUBLICAÇÕES REALIZADAS EM PERIÓDICOS INDEXADOS E EM CONFERÊNCIAS INTERNACIONAIS

ALVES, V.; CURY, A.; CREMONA, C. . On the use of symbolic vibration data for robust structural health monitoring. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers. Structures and Buildings*, v. 169, p. 715-723, 2016.

ALVES, V.; CURY, A.; ROITMAN, N.; MAGLUTA, C.; CREMONA, C. Novelty detection for SHM using raw acceleration measurements. **Structural Control and Health Monitoring**, v. 22, n. 9, p. 1193–1207, 2015.

ALVES, V.; CURY, A.; ROITMAN, N.; MAGLUTA, C.; CREMONA, C. Structural modification assessment using supervised learning methods applied to vibration data. **Engineering Structures**, v. 99, p. 439–448, 2015.

ALVES, V.; MEIXEDO, A.; RIBEIRO, D.; CALÇADA, R.; CURY, A. Evaluation of the Performance of Different Damage Indicators in Railway Bridges. **Procedia Engineering**, v. 114, p. 746–753, 2015.

MEIXEDO, A. G. ; ALVES, V. N. ; RIBEIRO, D. R. F. ; CALCADA, R. A. B. . Selection of Sensitive Features for Damage Identification in a Railway Bridge. In: *Third International Conference on Railway Technology: Research, Development and Maintenance*, 2016, Cagliari. *Proceedings of the Third International Conference on Railway Technology: Research, Development and Maintenance*. Stirlingshire: Civil-Comp Press, 2016.

MEIXEDO, A. G. ; ALVES, V. N. ; RIBEIRO, D. R. F. ; CALCADA, R. A. B.; CURY, A. A. . Damage Identification of a Railway Bridge Based on Genetic Algorithms. In: *8th International Conference on Bridge Maintenance, Safety and Management*, 2016, Foz do Iguçu. *8th International Conference on Bridge Maintenance, Safety and Management*, 2016.

ALVES, V. N.; CURY, A. A.; BARBOSA, F. S.; MAGLUTA, C.; ROITMAN, N. Symbolic soft-clustering applied to structural health monitoring. In: *Eurodyn'14 - IX International Conference on Structural Dynamics*. 2014. Porto, Portugal.

ALVES, V. N.; CURY, A. A.; CREMONA, C. Soft-clustering techniques for structural damage assessment. In: *EVACES'13 - Experimental Vibration Analysis of Civil Engineering Structures*. p.385–392, 2013. Ouro Preto, Brasil.

ALVES, V. N.; CURY, A. A.; ROITMAN, N.; MAGLUTA, C. Experimental structural damage detection via unsupervised classification techniques. In: *EVACES'13 - Experimental Vibration Analysis of Civil Engineering Structures*. p.393–400, 2013. Ouro Preto, Brasil.

ALVES, V. N.; CURY, A. A.; ROITMAN, N.; MAGLUTA, C. Detecção de danos em estruturas via métodos de classificação não-supervisionada a partir de sinais dinâmicos brutos. In: *XXXVI Jornadas Sul Americanas de Engenharia Estrutural*. 2014. Montevideo, Uruguai.

CONCLUSÕES

Como é possível constatar na literatura disponível, percebe-se que a maioria das técnicas existentes para a detecção de danos em estruturas é essencialmente baseada nas variações dos parâmetros modais ou em indicadores que são construídos a partir deles. Um dos inconvenientes desse tipo de abordagem é a incapacidade da utilização direta das respostas dinâmicas. O uso direto das acelerações facilita de forma significativa o problema da detecção de danos, uma vez que o procedimento se torna mais rápido e direto, descartando a necessidade de um processo de identificação modal. Entretanto, percebe-se claramente que alguns inconvenientes para a utilização direta das respostas dinâmicas brutas são a presença de ruídos e a dificuldade de manipular esse tipo de dado corretamente.

Os indicadores construídos a partir da análise direta das respostas dinâmicas ou dos parâmetros modais são utilizados em conjunto com métodos que possibilitam a detecção, localização e quantificação de danos. Esses métodos podem ser divididos em dois grandes grupos: os métodos baseados em dados e os métodos baseados em modelos. Os métodos baseados em dados (supervisionados ou não) geralmente não fornecem muitas informações sobre o dano, possibilitando apenas a sua detecção. No entanto, possuem como grande vantagem a rapidez de aplicação, o que torna possível sua utilização em aplicações em campo, ou até mesmo em casos de monitoramento em tempo real, por exemplo. Já os métodos baseados em modelos fornecem informações mais completas, possibilitando, além da detecção, a localização e a quantificação de danos. Esses métodos possuem como desvantagem em relação ao primeiro a necessidade da construção de um modelo numérico que, além de não ser um processo simples, é geralmente demorado, uma vez que a otimização desses modelos complexos requer um custo computacional elevado.

Entretanto, ambas as famílias de métodos se complementam e podem conduzir a um conjunto de técnicas vitais para o acompanhamento da integridade estrutural ao longo do tempo. Assim sendo, partindo-se deste raciocínio, este trabalho teve por objetivo desenvolver e avaliar um conjunto de diferentes indicadores – alguns inovadores – e métodos de identificação de danos baseados em dados e em modelos.

Para avaliar o desempenho das metodologias propostas, quatro estudos de caso foram selecionados: o primeiro, uma viga ensaiada experimentalmente em laboratório; o segundo, um viaduto sujeito à passagem de trens de alta velocidade; o terceiro, um modelo bidimensional de uma ponte hipotética e, por último, o caso de um modelo de uma ponte real.

Para os dois primeiros casos (viga biapoiada ensaiada experimentalmente em laboratório e o viaduto férreo PK 075+317), sete indicadores de dano foram avaliados utilizando métodos de classificação baseados em dados (não supervisionados e supervisionados). Os indicadores foram obtidos a partir das respostas dinâmicas utilizando: Análise de Dados Simbólicos, 4 parâmetros estatísticos de alta ordem, 10 parâmetros estatísticos de alta ordem, densidade espectral, transformada rápida de Fourier, análise das componentes principais e transformadas *wavelets*.

Diante da aplicação dos indicadores nos métodos de **classificação não supervisionada** foi possível concluir que para o caso da viga ensaiada em laboratório, a **ADS** e a **PCA** foram mais eficientes em classificar os ensaios excitados através de **impacto**. Para os ensaios em que foram utilizadas as vibrações **aleatórias** como excitação, os indicadores que se utilizam da transformada de Fourier (**Densidade Espectral** e **FFT**) foram mais eficientes. Já para o a classificação dos ensaios do viaduto PK 075+317, os indicadores que forneceram os melhores resultados foram **ADS** e os que utilizam 4 e 10 parâmetros estatísticos. No entanto, todos os indicadores possibilitaram a classificação totalmente correta de alguns *clusters*. Em relação aos métodos de classificação não supervisionada utilizados, os métodos de particionamento (**k-means** e **c-means**) são mais confiáveis do que o método hierárquico avaliado (aglomeração hierárquica).

No caso da aplicação dos indicadores aos métodos de **classificação supervisionada**, a maioria dos indicadores possibilitou atingir taxas de classificação correta superiores à 80%, chegando em muitos casos a atingir 100%. Os melhores resultados são obtidos quando indicadores com dimensão reduzida são utilizados, como é o caso da **ADS**, 4 indicadores, 10 indicadores e **PCA**, principalmente quando aplicados às **redes neurais**. Para os métodos supervisionados, como é de se esperar, nota-se que, quanto maior o número de ensaios utilizados para a fase de treinamento, melhor os resultados obtidos na fase de teste.

Para o terceiro e quarto casos de estudo, os indicadores de danos são avaliados utilizando o método de atualização de modelos. Para o modelo da ponte hipotética, os seguintes indicadores de dano foram utilizados: frequências naturais (ID1), modos de vibração (ID2), frequências naturais e modos de vibração (ID3), curvaturas modais (ID4), curvaturas de flexibilidade (ID5), funções de resposta em frequência (ID6), *wavelet* (ID7), 4 parâmetros estatísticos (ID8), 10 parâmetros estatísticos (ID9). No caso do modelo da ponte de São Lourenço, devido à complexidade do modelo e ao elevado tempo de análise, apenas o indicador ID3 foi utilizado.

Avaliando-se os indicadores elencados, pode-se concluir que todos eles possibilitaram a obtenção de informações a respeito da localização e quantificação do dano na estrutura. No entanto, erros na estimativa exata dos danos foram percebidos principalmente quando da utilização dos indicadores ID1, ID8 e ID9. Também foram realizadas análises referentes ao número de parâmetros empregados no algoritmo de otimização para a busca do dano, o nível de ruído e o número de pontos utilizados para a obtenção dos indicadores. Em relação ao número de parâmetros usados na busca, é possível observar que, com o aumento do número de parâmetros, há um aumento no erro da estimativa de dano. Em relação ao nível de ruído, pode-se perceber que ele afeta significativamente no erro da estimativa dos danos. No entanto, para o caso do ID3, ele se mostrou robusto ao ruído mesmo para o caso em que foi inserido 10% de ruído no sinal de aceleração.

Para o caso da ponte de São Lourenço, em que apenas o ID3 foi utilizado, o método estimou corretamente os danos (se considerado um dano simples na estrutura), e também possibilitou estimar a maioria dos danos, quando considerou-se danos múltiplos. Neste mesmo estudo de caso, avaliou-se uma abordagem alternativa, considerando-se a interação do trem com a ponte, utilizando-se a rotina “*Train-Bridge Interaction*”. Esta abordagem permitiu realizar uma simulação mais realista, além de viabilizar a obtenção de resultados não só da ponte, como também do trem. Nessa análise, a estimativa dos danos foi superior à abordagem inicial. Apenas para o caso de dano que causa menor efeito sobre os parâmetros modais, não foi possível determinar exatamente seu local de ocorrência. No entanto, foi possível indicar o elemento em que o dano ocorre.

Diante de dos resultados obtidos, pode-se concluir que ambos os métodos para detecção de danos (baseados em dados ou em modelos) devem ser entendidos e tratados de forma complementar e não excludente:

- Os indicadores obtidos a partir das respostas dinâmicas têm sua utilização indicada em conjunto com os métodos de classificação. Essa abordagem possibilita a detecção de danos de forma rápida e relativamente eficiente;
- Os indicadores obtidos a partir dos parâmetros modais da estrutura, quando aplicados a modelos numéricos possibilitam localizar e quantificar o dano e forma eficiente, mas razoavelmente rápida.

SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS:

- Utilizar abordagens para a classificação de novos ensaios, de forma que estes possam ser classificados segundo um estado estrutural de referência;
- Utilizar ferramentas que possibilitem a remoção de efeitos ambientais e operacionais das respostas dinâmicas;
- Aprofundamento do método baseado em modelo utilizando a ferramenta *Train-Bridge Interaction*, de modo a utilizar a resposta dinâmica medida no trem para a identificação de dano na ponte;
- Nos casos apresentados, supõem-se que os danos mais prováveis de ocorrer na estrutura sejam conhecidos, para que eles possam ser modelados e utilizados na busca através do algoritmo de otimização. No entanto, sugere-se buscar alternativas para casos em que o dano seja desconhecido, o que impede sua modelagem prévia.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALLEMANG, R. The modal assurance criterion – Twenty years of use and abuse. **Sound and Vibration**, v. 1, n. 8, p. 14–21, 2003.

ALVANDI, A.; CREMONA, C. Assessment of vibration-based damage identification techniques. **Journal of Sound and Vibration**, v.292, n.1-2, p. 179-202, 2006.

ALVES, V.; CURY, A.; ROITMAN, N.; MAGLUTA, C.; CREMONA, C. Novelty detection for SHM using raw acceleration measurements. **Structural Control and Health Monitoring**, v. 22, n. 9, p. 1193–1207, 2015.

ALVES, V.N. **Estudo de novas estratégias para identificação de danos estruturais a partir de dados vibracionais**. 2012. Universidade Federal de Ouro Preto, 2012.

AMBROGIO W., ZOBEL P.B. Damage detection in truss structures using a direct updating technique. **Proceedings of the 19th International Seminar for Modal Analysis**, p. 657-667, 1994.

ANSYS. Structural analysis guide – release 11.0. In: ANSYS I, editor; 2007.

BAGCHI, A.; HUMAR, J.; XU, H.; NOMAN, A. S. Model-Based Damage Identification in a Continuous Bridge Using Vibration Data. **Journal of Performance of Constructed Facilities**, v. 24, n. 2, p. 148–158, 2010.

BELLINO, A., FASANA, A., GARIBALDI, L., MARCHESIELLO, S. PCA-based detection of damage in time-varying systems. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 24, n. 7, p. 2250–2260, 2010.

BERTRAND, P. **Etude de la Représentation Pyramidale**. 1986. Université Paris-Dauphine, França, 1986.

BESKHYROUN, S., OSHIMA, T., MIKAMI, S., YAMAZAKI, T. A numerical analysis of structural damage detection using changes in the curvature of power spectral density. **Journal of Structural Engineering**, v.15, p.38-49, 2005.

BEZDEK, J. C. **Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms**. Boston, MA: Springer US, 1981.

BILLARD, L.; DIDAY, E. **Symbolic Data Analysis**, John Wiley and Sons, p. 321, 2006.

BISHOP, C. M. **Neural Networks for Pattern Recognition**. New York, NY, USA: Oxford University Press, 1995.

BOCK, H.; DIDAY, E. **Analysis of Symbolic Data. Exploratory Methods for Extracting Statistical Information from Complex Data**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2000.

BRANCO, H. **Colapsos de pontes: Lições aprendidas**. 2013. Instituto Superior de Engenharia de Lisboa, Portugal, 2013.

BREHM, M. **Vibration-based model updating: reduction and quantification of uncertainties**. 2011. Bauhaus Universitat Weimar, 2011.

BRITO, P. Use of Pyramids in Symbolic Data Analysis. In: E. Diday; Y. Lechevallier; M. Schader; P. Bertrand; B. Burtschy (Orgs.); **New Approaches in Classification and Data Analysis**, Studies in Classification, Data Analysis, and Knowledge Organization.. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, p.378–386, 1994

BRITO, P.; DIDAY, E. Use of Pyramids in Symbolic Data Analysis. In: M. Schader; W. Gaul (Orgs.); **Knowledge, Data and Computer-Assisted Decisions**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, p.3–16, 1990

CALÇADA, R. **Efeitos dinâmicos em pontes resultantes do tráfego ferroviário a alta velocidade**. 1995. Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 1995.

CARDEN, E. P.; FANNING, P. Vibration Based Condition Monitoring: A Review. **Structural Health Monitoring**, v. 3, n. 4, p. 355–377, 2004.

CHOI, F. C.; LI, J.; SAMALI, B.; CREWS, K. Application of the modified damage index method to timber beams. **Engineering Structures**, v. 30, n. 4, p. 1124–1145, 2008.

CHOI, M.; SWEETMAN, B. Efficient Calculation of Statistical Moments for Structural Health Monitoring. **Structural Health Monitoring**, v. 9, n. 1, p. 13–24, 2010.

CHOI, S.; PARK, S.; YOON, S.; STUBBS, N. Nondestructive damage identification in plate structures using changes in modal compliance. **NDT and E International**, v. 38, n. 7, p. 529–540, 2005.

CHOU, J.-H.; GHABOUSSI, J. Genetic algorithm in structural damage detection. **Computers & Structures**, v. 74, n. 14, p. 1335-1353, 2001.

CORREIA, M. Algoritmos genéticos. **Revista dosalgarves**, p. 36–43, 2003.

CRÉMONA, C. Évaluation dynamique des ponts, Presses LCPC, Paris, France, 2004

CURY, A. **Techniques D'anormalité Appliquées à la surveillance de Santé Structurale**. 2010. Université Paris-Est, 2010.

DACKERMANN, U. **Dynamic based damage identification methods for civil engineering structures using artificial neural networks**. 2009. University of Technology Sydney, 2009.

DIDAY, E., NOIRHOMME, M., **Symbolic Data Analysis and the SODAS Software**. Wiley, 2008.

DOEBLING, S. W.; FARRAR, C. R.; PRIME, M. B. A Summary Review of Vibration-Based Damage Identification Methods. **The Shock and Vibration Digest**, 1998.

DUBIN, E. E.; YANEV, B. S. Managing the East River bridges in New York City. In: S. B. Chase; A. E. Aktan (Orgs.); **7th International Symposium on Smart Structures and Materials**. Newport Beach, CA, USA. p.60–74, 2001

DUNN, S. . The use of genetic algorithms and stochastic hill-climbing in dynamic finite element model identification. **Computers & Structures**, v. 66, n. 4, p. 489–497, 1998.

DUTTA, A.; TALUKDAR, S. Damage detection in bridges using accurate modal parameters. **Finite Elements in Analysis and Design**, v. 40, n. 3, p. 287–304, 2004.

ERRI D214/RP9 - Railway bridges for speeds >200 km/h. Final Report. Utrecht, Netherlands: European Rail Research Institute (ERRI), 2001.

ESTRADA, E.S., **Damage Detection Methods in Bridges through Vibration Monitoring: Evaluation and Application**. 2008. University of Minho, 2008.

ESVELD, C. **Modern railway track**, 2nd Edition. MRT – Productions, 2001.

FANG, X., LUO, H., TANG, J. Structural damage detection using neural network with learning rate improvement. **Computers and Structures**, v. 83, n. 25, p. 2150-2161, 2005.

FARRAR, C.R, WORDEN, K. **Structural Health Monitoring: A Machine Learning Perspective**. Chichester, Wiley, 2013.

Federal Highway Administration U.S. Department of Transportation. Reliability of visual inspection for highway bridges, volume 1: Final report. Report FHWA-RD-01-020, 2001.

FONTANA, A.; NALDI, M. C. **Estudo de Comparação de Métodos para Estimação de Números de Grupos em Problemas de Agrupamento de Dados**. São Carlos: ICMC, 2009.

FREYSSINET - Mechanical pot bearings - TETRON CD. Velizy Cedex, França: 2002

FRISWELL, M. I. Damage identification using inverse methods. **Philosophical transactions. Series A, Mathematical, physical, and engineering sciences**, v. 365, n. 1851, p. 393–410, 2007.

FRITZEN, C. P.; JENNEWEIN, D.; KIEFER, T. Damage Detection Based on Model Updating Methods. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 12, n. 1, p. 163–186, 1998.

GARESCI, F.; CATALANO, L.; PETRONE, F. Experimental Results of a Damage Detection Methodology using Variations in Modal Parameters. **Experimental Mechanics**, v. 46, n. 4, p. 441–451, 2006.

GOLDBERG, D. E. **Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning**. Addison-Wesley Professional, 1989.

HESTER, D.; GONZÁLEZ, A. A wavelet-based damage detection algorithm based on bridge acceleration response to a vehicle. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 28, p. 145–166, 2012.

HOPFIELD, J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, v. 79, n. 8, p. 2554–2558, 1982.

IMREGUN, M.; VISSER, W.J.; EWINS, D.J. Finite element model updating using frequency response function data. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 9, n. 2, p. 187–202. 1995.

JAIN, A. K.; MURTY, M. N.; FLYNN, P. J. Data clustering: a review. **ACM Computing Surveys**, 1999.

JCSS - **Probabilistic model code. Part2: load models**. JCSS - Joint Committee on Structural Safety, 2001.

KIM, J. T.; PARK, J. H.; LEE, B. J. Vibration-based damage monitoring in model plate-girder bridges under uncertain temperature conditions. **Engineering Structures**, v. 29, n. 7, p. 1354–1365, 2007.

KIM, J. T.; RYU, Y. S.; CHO, H. M.; STUBBS, N. Damage identification in beam-type structures: Frequency-based method vs mode-shape-based method. **Engineering Structures**, v. 25, n. 1, p. 57–67, 2003.

KO, J.M., X.T. ZHOU and Y.Q. NI. Seismic damage evaluation of a 38-storey building model using measured FRF data reduced via principal component analysis. **Adv. Build. Technol**, v.2, p.953-960, 2002.

KULLAA, J. Elimination of environmental influences from damage-sensitive features in a structural health monitoring system, in: Fu-Kuo Chang (Ed.), **Structural Health Monitoring—the Demands and Challenges**, CRC Press, Boca Raton, FL, 2001, pp. 742–749.

LEVIN, R.I.; LIEVEN, N.A.J. Dynamic finite element model updating using simulated annealing and genetic algorithms. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 12, n. 1, p. 91–120. 1998.

LIEVEN, N. A. J.; EWINS, D. J. Spatial correlation of mode shapes: the coordinate modal assurance criterion (COMAC). **Proceedings of the 6th International Modal Analysis Conference (IMAC)**. p.690–695, 1988.

LINK, R. J. **Structural damage detection using frequency response functions and orthogonal matching pursuit**. 2008. University of Houston, 2008.

LIU, H.; XIN, K.; QI, Q. Study of Structural Damage Detection with Multi-objective. **Procedia Engineering**, v.12, p.80-86, 2011.

LIU, W.; GAO, W.; SUN, Y.; XU, M. Optimal sensor placement for spatial lattice structure based on genetic algorithms. **Journal of Sound and Vibration**, v. 317, n. 1–2, p. 175–189, 2008.

LOURENÇO, L.C., LOURENÇO, M.V.C., MENDES, L.C. Verificação da corrosão e de outras patologias em pontes metálicas. **Teoria e Prática na Engenharia Civil**, n.14, v. 25-29, 2009.

LYON, R., Structural diagnostics using vibration transfer functions. **Journal of Sound and Vibration**, v.29, p.28-31, 1995.

MAECK, J.; DE ROECK G. Damage assessment of a gradually damaged RC beam using dynamic system identification. **20th International Modal Analysis Conference - Society for Experimental Mechanics**, Los Angeles, US, 2002.

MAN, A.D. **Dynatrack. A survey of dynamic railway track properties and their quality**. 2002, Delft University. Delft, Holanda, 2002.

MARES, C.; SURACE, C. An application of genetic algorithms to identify damage in elastic structures. **Journal of Sound and Vibration**, v. 195, n. 2, p. 195–215, 1996.

MARWALA, T. **Finite-element-model Updating Using Computational Intelligence Techniques**. London: Springer London, 2010.

Mathworks. MATLAB – getting started guide. Natick, USA; 2011.

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. **The Bulletin of Mathematical Biophysics**, v. 5, n. 4, p. 115–133, 1943.

MERUANE, V.; HEYLEN, W. An hybrid real genetic algorithm to detect structural damage using modal properties. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 25, n. 5, p. 1559–1573, 2011.

MUKHOPADHYAY, S. C.; IHARA, I. Sensors and technologies for structural health monitoring: A review. **Lecture Notes in Electrical Engineering**, 2011.

NA, C.; KIM, S.-P.; KWAK, H.-G. Structural damage evaluation using genetic algorithm. **Journal of Sound and Vibration**, v. 330, n. 12, p. 2772-2783, 2011.

NDAMBI, J. M.; VANTOMME, J.; HARRI, K. Damage assessment in reinforced concrete beams using eigenfrequencies and mode shape derivatives. **Engineering Structures**, v. 24, n. 4, p. 501–515, 2002.

OVANESOVA, A.V. **Applications of wavelets to crack detection in frame structures**. 2000. Civil Engineering Department, College of Engineering, University of Puerto Rico, 2000.

OVANESOVA, A.V.; SUÁREZ, L.E. Applications of wavelet transforms to damage detection in frame structures. **Engineering Structures**, v. 26, n. 1, p. 39–49. 2004.

OVERSCHEE, V. P.; DE MOOR, B. **Subspace Identification for Linear Systems: Theory Implementation Applications**. Springer, 1996.

OWOLABI, G. M.; SWAMIDAS, A. S. J.; SESHADRI, R. Crack detection in beams using changes in frequencies and amplitudes of frequency response functions. **Journal of Sound and Vibration**, v. 265, n. 1, p. 1–22, 2003.

PANDEY, A. K.; BISWAS, M. Damage Detection in Structures Using Changes in Flexibility. **Journal of Sound and Vibration**, v. 169, n. 1, p. 3–17, 1994.

PANDEY, A. K.; BISWAS, M.; SAMMAN, M. M. Damage detection from changes in curvature mode shapes. **Journal of Sound and Vibration**, v.145, n. 2, p. 321-332, 1991.

PARK, S., LEE, J.-J., YUN, C.-B., INMAN, D. J. Electro-Mechanical Impedance-Based Wireless Structural Health Monitoring Using PCA-Data Compression and k-means Clustering Algorithms. **Journal of Intelligent Material Systems and Structures**, v.19, n.4, p. 509–520, 2008.

PATJAWIT, A.; KANOK-NUKULCHAI, W. Health monitoring of highway bridges based on a Global Flexibility Index. **Engineering Structures**, v. 27, n. 9, p. 1385–1391, 2005.

PIMENTEL, E. P.; FRANÇA, V. F. DE; OMAR, N. A identificação de grupos de aprendizes no ensino presencial utilizando técnicas de clusterização. **Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**, v. 1, n. 1, p. 495–504, 2003.

PRINCIPE, J.; EULIANO N.; LEFEBVRE C. **Neural and adaptive systems**. 1st ed. London: Wiley; 2000.

REFER - Projecto de Modernização da Linha do Norte - Substituição da ponte de São Lourenço ao km+158.662, Projecto de execução, Memória descritiva e justificativa, Lisboa, Portugal, 2003.

REYNDERS, E.; DE ROECK G. Damage identification on the Tilff bridge by vibration monitoring using finite element model updating. **Experimental Vibration Analysis for Civil Engineering Structures**, Bordeaux, France, October 2005.

REYNDERS, E.; TEUGHEL, A.; DE ROECK, G. Finite element model updating and structural damage identification using OMAX data. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 24, n. 5, p. 1306–1323, 2010.

RIBEIRO, D. **Comportamento dinâmico de pontes sob acção de tráfego ferroviário a alta velocidade**, 2004. Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 2004.

RIBEIRO, D. **Efeitos dinâmicos induzidos por tráfego em pontes ferroviárias: modelação numérica, calibração e validação experimental**, 2012. Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 2012.

RIBEIRO, D.; CALÇADA, R.; DELGADO, R. Calibração experimental de um modelo numérico da ponte ferroviária de São Lourenço. **6º Congresso de Construção Metálica e Mista**, Porto, Portugal, 2007.

ROSENBLATT, F. The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in. **Psychological Review**, v. 65, n. 2, p. 386–408, 1958.

RUMELHART, D. E.; HINTON, G. E.; WILLIAMS, R. J. Learning representations by back-propagating errors. **Nature**, v.323, p. 533-536, 1986.

RYTTER, T. **Vibration based inspection of civil engineering structure**. 1993. Aalborg University, 1993.

SALAWU, O. S. Detection of structural damage through changes in frequency: a review. **Engineering Structures**, v.19, n.9, p.718-723, 1997.

SALEHI, M.; RAD, S.; GHAYOUR, M.; VAZIRY, M.A. A Non Model-Based Damage Detection Technique Using Dynamically Measured Flexibility Matrix IJST, Transactions of Mechanical Engineering, 35(M1), 1-13, 2011.

SANTIAGO D.F.A, PEDERIVA, R., Influência da resolução tempo-frequência da Wavelet de Morlet no diagnóstico de falhas de máquinas rotativas. **Mecânica Computacional**, v.22, p. 2538-2550, 2003.

SANTOS , J.P, CRÉMONA, C., ORCESI, A.D., SILVEIRA, P. Multivariate statistical analysis for early damage detection. **Engineering Structures**. v. 56, p. 273-285.

SCHULTZ, M.J, PAI, P.F, ABDELNASER, A.S; Frequency response function assignment technique for structural damage identification. **Proceedings of 6th International Modal Analysis Conference (IMAC)**, p.105-111, 1996.

STEFANO, K.J.; SAKELLARIOU, J.S.; FASSOIS, S.D. Random vibration response-only damage detection for a set of composite beams. **Proceedings of the 2014 ISMA International Conference on Noise and Vibration Engineering**, p. 3839–3853, 2014.

TENG, C. **Structural Health Monitoring of a Bridge Structure Using Wireless Sensor Network**. 2012, Western Michigan University, 2012.

TU, Z.; LU, Y. FE model updating using artificial boundary conditions with genetic algorithms. **Computers & Structures**, v. 86, n. 7-8, p. 714–727, 2008.

UIC 719 - *Earthworks and track bed for railway lines*. Paris, França: International Union of Railways, 2008.

UIC 774-3. Track/bridge interaction: recommendations for calculations, International Union of Railways, Paris, France, 2001

UIC G776 - *Guidelines for railway bridges dynamic measurements and calculations*. Paris, França: ETF - Railway Technical Publications, Bridcap project team G776x-2006, 2007.

VAPNIK, V. **The Nature of Statistical Learning Theory**, Springer_Verlag, 1995

VOSSLOH - **Ficha técnica da palmilha modelo Zw687**. 2004.

WANG, S. Y.; TAI, K. Structural topology design optimization using Genetic Algorithms with a bit-array representation. **Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering**, v. 194, n. 36-38, p. 3749-3770, 2005.

WEST, W.M. Illustration of the use of modal assurance criterion to detect structural changes in an orbiter test specimen. **3th International Modal Analysis Conference**, p. 1-5, 1986.

YAN A.M.; KERSCHN G.; DE BOE, P.; GOLINVAL, J.C. Structural damage diagnosis under varying environmental conditions – Part I: A linear analysis. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 19, n. 4, 847-864, 2005

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. **Information and Control**, 1965.

ZHENG, Z.D. LU, Z.R, CHEN, W.H, LIU, J.K. Structural damage identification based on power spectral density sensitivity analysis of dynamic responses. **Computers & Structures**, v. 146, p. 176–184, 2015.

ZOU, W.J., LUO, Z., ZHOU, G.E. Study on Benchmark Structure Damage Identification Base on Frequency Response Function and Genetic Algorithm. **Advanced Materials Research**, v. 163–167, p. 2765–2769. 2010.

ANEXO A – ANÁLISE DE SENSIBILIDADE DOS INDICADORES DE DANO UTILIZANDO O CASO DA VIGA FERROVIÁRIA HIPOTÉTICA

Um indicador de dano eficiente deve ser sensível ao dano e insensível à outros fatores (o dificilmente ocorre), deve ser extraído com o mínimo de gasto computacional possível e ter pequena dimensão. Na busca de indicadores que atendam principalmente a esse último quesito, Choi e Sweetman (2010) e Farrar e Worden (2013) propõem a utilização de parâmetros estatísticos como indicadores de dano. Uma vez que o comportamento desses indicadores aplicados em estruturas de Engenharia Civil não é amplamente encontrado na literatura, uma análise de sensibilidade desses indicadores, utilizando o modelo bidimensional da ponte hipotética, será realizada.

A análise de sensibilidade tem como objetivo observar como os indicadores de dano são influenciados com a alteração de parâmetros do modelo. A sensibilidade entre os parâmetros e os indicadores é obtida a partir de um conjunto de amostras geradas pela aplicação de uma técnica de amostragem (Hiper cubo Latino) variando a massa, a rigidez do apoio e o módulo de elasticidade da ponte. Os indicadores que serão avaliados são: amplitude máxima (P1), média (P2), média quadrática (P3), raiz quadrada da média (P4), variância (P5), desvio-padrão (P6), assimetria (P7), achatamento (P8), fator de cristo (P9) e fator k (P10).

A análise da correlação é realizada através dos coeficientes de Spearman, que podem assumir valores no intervalo entre -1 e $+1$. Quando os valores obtidos são iguais a unidade, existe um alto grau de correlação entre o parâmetro modificado da estrutura e a resposta analisada. Quando o coeficiente de correlação é positivo, o parâmetro que está sendo variado é diretamente proporcional ao indicador avaliado, caso contrário é inversamente proporcional. Caso o valor do coeficiente de correlação seja nulo, não há correlação entre o parâmetro e o indicador.

Na Figura A.1, são apresentados os resultados da análise de sensibilidade através de uma matriz de coeficientes de correlação de Spearman. A matriz mostra que todos indicadores, exceto o P2 (média), possui um alto grau de correlação com a massa. Os indicadores indicados em verde, possuem uma baixa correlação. Dessa forma, os indicadores P7, P8 e P9 são os que apresentam algum grau de correlação para os três parâmetros ao mesmo tempo, o que aponta que esses três indicadores seriam os mais recomendados para identificar danos.

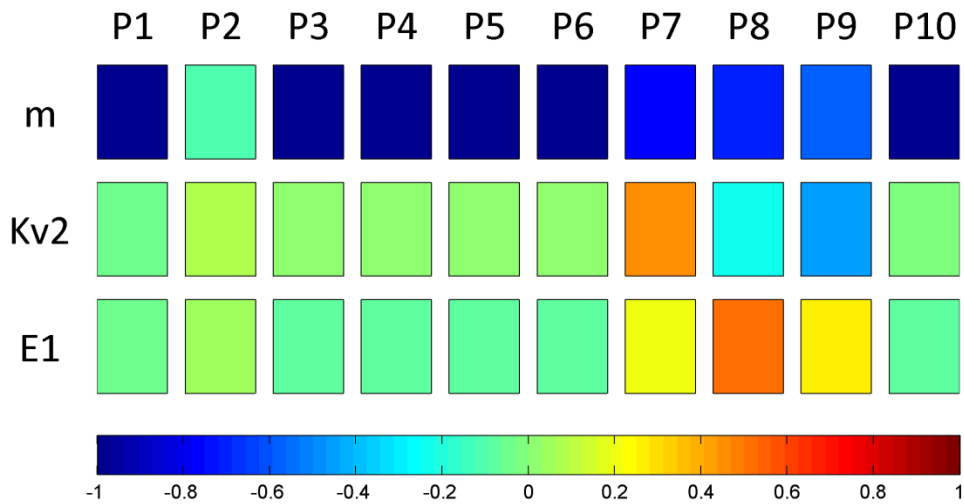


Figura A.1– Coeficiente de correlação de Spearman entre os parâmetros e os indicadores obtidos através da resposta dinâmica do modelo da ponte hipotética.

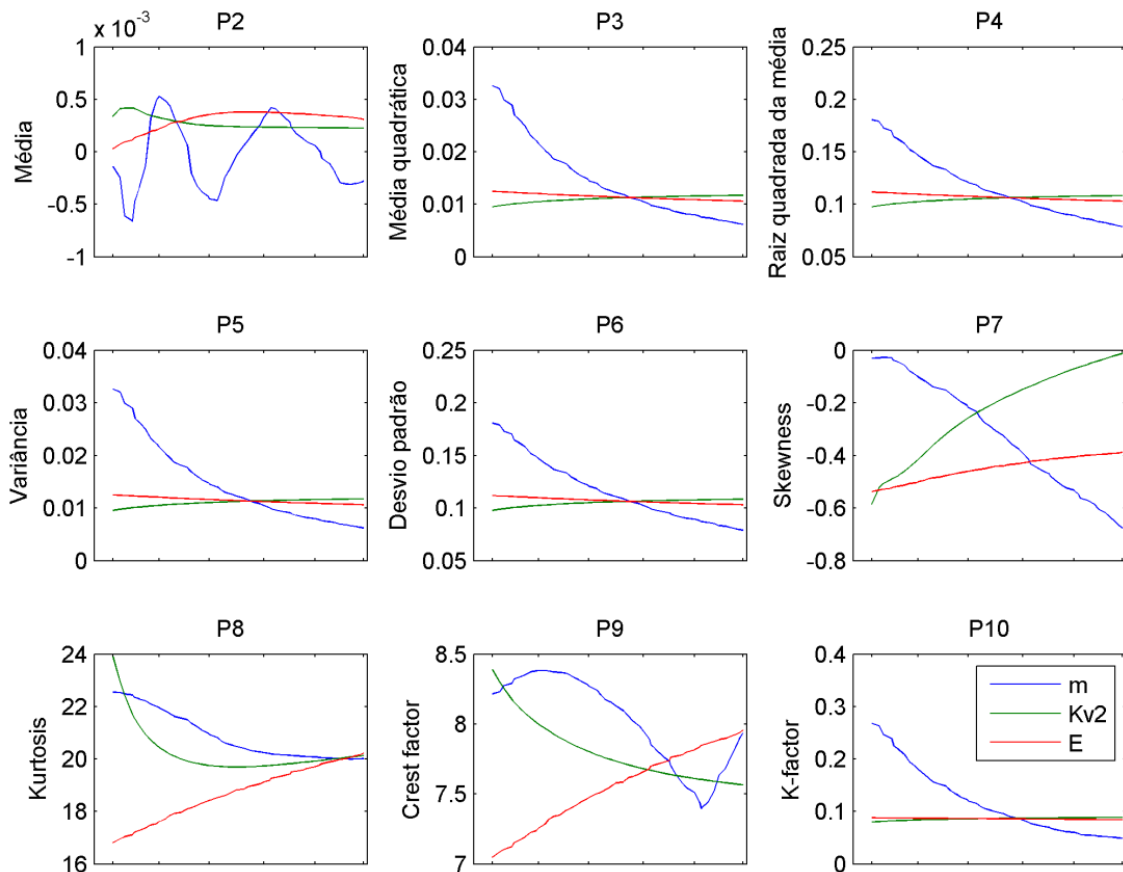


Figura A.2 – Comportamento dos indicadores em função da variação dos parâmetros do modelo.

Na Figura A.2, apresenta-se o comportamento dos indicadores em função da variação dos parâmetros do modelo. O indicador P2, por exemplo, varia de forma não linear quando a massa é variada. Já para a variação da rigidez do apoio e para o módulo de

elasticidade, o indicador continua praticamente constante. Esses resultados confirmam a baixa correlação indicada pela matriz de correlação apresentada na Figura A.1. Já o indicador P7, tem a diminuição de seu valor na medida em que a massa vai aumentando, sendo obtido o coeficiente de correlação próximo de -1, e tem um aumento de seu valor para os outros dois parâmetros. O coeficiente da rigidez de apoio é maior que o obtido para o módulo de elasticidade, uma vez que sua variação é mais acentuada.

Em uma segunda abordagem para avaliar o comportamento dos parâmetros estatísticos como indicadores de dano, todas as combinações possíveis dos 10 parâmetros (1023 combinações) são utilizadas juntamente com os métodos não supervisionados (*k-means*, aglomeração hierárquica e *c-means*) para a classificação dos ensaios, com o objetivo de avaliar quais combinações fornecem a melhor classificação.

Na Tabela A.1, são apresentados a média de classificações corretas entre os *clusters* da melhor classificação obtida, para cada caso de estudo, e o número de combinações que possibilitaram chegar à melhor classificação. Com os resultados obtidos, é possível observar que a utilização dos parâmetros estatísticos utilizados individualmente, com exceção da amplitude máxima (P1), possibilitou encontrar a melhor classificação para todos os casos de estudo. Nenhuma das combinações em que mais 6 parâmetros são utilizados possibilitou obter a melhor classificação.

Tabela A.1 – Número de combinações utilizando parâmetros estatísticos que possibilitam a melhor classificação

	Nº Combinações	K- means	Aglomerção Hierárquica	C- means
Sens (2 condições estruturais)	544	87%	90%	92%
Sens (3 condições estruturais)	278	66%	70%	77%
Viga Impacto (4 condições estruturais)	824	83%	83%	100%
Viga Impacto (6 condições estruturais)	34	89%	72%	83%
Viga Vibrações Aleatórias (4 condições estruturais)	309	67%	67%	83%
Viga Vibrações Aleatórias (6 condições estruturais)	9	78%	67%	72%

ANEXO B – TEMPO DE PROCESSAMENTO DOS MÉTODOS

Este anexo tem por objetivo realizar uma comparação entre o tempo de processamento entre os diferentes métodos utilizados. Para os métodos de classificação, apenas é considerado o caso de estudo PK 075+317, uma vez que o mesmo número de ensaios é considerado para o método não supervisionado e o método supervisionado. O tempo de processamento apresentado na Tabela B.1 para o método não supervisionado é o tempo gasto para realizar a análise utilizando o método *k-means*, aglomerações hierárquicas e *fuzzy c-means*. Já para os métodos supervisionados, as análises das redes neurais (NN) e das máquinas de vetores suporte (SVM) são realizadas de forma independente. Para o método da atualização de modelos, é apresentado o tempo gasto para a solução de um indivíduo do algoritmo genético e o tempo total de todos os 9000 indivíduos considerados.

Tabela B.1 – Tempo de processamento das análises utilizando os diferentes métodos

Indicador		Métodos de classificação		
		Não supervisionados	Supervisionados	
			NN	SVM
PK 075+317	ADS	3 s	3 s	3 s
	4 indicadores	3 s	4 s	3 s
	10 indicadores	3 s	5 s	3 s
	Densidade	35 s	8 s	5 s
	FFT	21 s	5 s	2 s
	PCA	6 s	11 s	6 s
	Wavelet	35 s	41 s	32 s
Indicador		Atualização de Modelos		
		1 indivíduo	9000 indivíduos	
Ponte hipotética	Frequências	3 s	7,5 horas	
	Modos	3 s	7,5 horas	
	Frequências e modos	3 s	7,5 horas	
	Curvaturas modais	4 s	10 horas	
	Curvatura de flexibilidade	4 s	10 horas	
	FRF	46 s	4,8 dias	
	Wavelet	55 s	5,7 dias	
	4 indicadores	46 s	4,8 dias	
	10 indicadores	52 s	5,4 dias	
São Lourenço	Frequências e modos	37 s	3,85 dias	
São Lourenço + TBI	Frequências e modos	285 s	29,7 dias	

Na Tabela B.1, pode-se observar que o tempo de processamento quando utilizado os métodos de classificação, não passa de um minuto. Por outro lado, utilizando o método da atualização de modelos, o menor tempo de processamento é de 7,5 horas

considerando um modelo simples que possui apenas 286 nós. Já para o modelo da ponte de São Lourenço considerando as frequências e os modos como indicador de dano, o tempo de processamento é de 3,85 dias. Considerando a interação entre a passagem do trem e a ponte, o tempo de processamento aumenta de forma significativa, chegando próximo de 30 dias. Deve-se lembrar que, apesar da demora para a realização da análise, é possível acompanhar o andamento da estimativa de dano e, dependendo da magnitude e do tipo de dano, logo após as primeiras gerações, já é possível ter uma boa estimativa do dano, como foi mostrado na Figura 5.5.