



UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE – UFCG
CENTRO DE TECNOLOGIA E RECURSOS NATURAIS – CTRN
UNIDADE ACADÊMICA DE ENGENHARIA CIVIL – UAEC

LEANDRO DOS SANTOS

**INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL APLICADA AO MONITORAMENTO DA SAÚDE
ESTRUTURAL**

CAMPINA GRANDE – PB

2021

LEANDRO DOS SANTOS

**INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL APLICADA AO MONITORAMENTO DA SAÚDE
ESTRUTURAL**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à
Universidade Federal de Campina Grande – UFCG, para
encerramento do componente curricular e conclusão da
graduação em Engenharia Civil.

Orientadora: Prof.^a Dra. Marília Marcy Cabral de Araújo

CAMPINA GRANDE – PB

2021

É concedida à Universidade Federal de Campina Grande permissão para reproduzir cópias desta monografia e emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte deste trabalho acadêmico pode ser reproduzida sem a autorização por escrito do autor.

Leandro dos Santos

Santos, Leandro dos.

Inteligência artificial aplicada ao monitoramento da saúde estrutural / Leandro dos Santos.

Campina Grande, 2021.

53 p. : il.

Trabalho de Conclusão de Curso. Centro de Tecnologia e Recursos Naturais, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande – PB.

Engenharia Civil – Saúde Estrutural. I. Universidade Federal de Campina Grande.

CTRN/UAEC.

LEANDRO DOS SANTOS

**INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL APLICADA AO MONITORAMENTO DA SAÚDE
ESTRUTURAL**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à
Universidade Federal de Campina Grande – UFCG, para
encerramento do componente curricular e conclusão da
graduação em Engenharia Civil.

Orientadora: Prof.^a Dr.^a Marília Marcy Cabral de Araújo

Aprovada em: 18 de Outubro de 2021.

BANCA EXAMINADORA

_____ Nota _____.

Professora Doutora – Marília Marcy Cabral de Araújo – UFCG

Presidente – Orientador

_____ Nota _____.

Professora Doutora – Aline Figueirêdo Nóbrega de Azerêdo – UFCG

1ª Examinadora

_____ Nota _____.

Mestre – Augusto de Souza Pippi – UNB

2º Examinador

Dedico esse trabalho primeiramente a Deus, pois sem Ele não teria força suficiente para chegar até aqui. Dedico também esse trabalho aos meus pais, meu irmão, meus avós, meu tio Lucino, a minha namorada e a toda minha família que esteve sempre ao meu lado lutando para que esse sonho se tornasse realidade.

AGRADECIMENTOS

“Seja simples, sonhe alto, SEJA GRATO e ria muito”. A partir disso, não poderia finalizar a graduação em Engenharia Civil (um grande sonho e a maior experiência da minha vida) e não ser grato a todos aqueles que estiveram comigo nessa caminhada árdua e gratificante:

Primeiramente quero agradecer a Deus, pois sem Ele nada disso seria possível, todas as vezes que precisei de saúde, força, perseverança, paz, oportunidade e fé que tudo iria dar certo, Ele esteve lá, pra me levantar todas as vezes que caí, todas as vezes que tiraram meu chão, Ele foi o meu amparo e minha sustentação. Com Deus eu nunca fui isostático, com Ele sempre a hiperestaticidade se fez presente, não importava que os esforços mudassem, Ele sempre me dava mais um apoio seguro para garantir a minha estabilidade e dos meus sonhos.

Aos meus pais, aos meus avós, ao meu irmão, ao meu tio Lucino e a toda a minha família não vejo melhor maneira de expressar a minha gratidão que não seja por meio de algo tão especial quanto eles, que é esse poema do poeta Nordestino Bráulio Bessa. Esse poema expressa com exatidão os sentimentos mais nobres que tenho por eles:

“Vou pintar com a cor da gratidão, os cabelos prateados dos meus pais. Pelas vezes que eu pude aprender, as lições que nenhuma escola ensina, pelas curas sem usar de medicina, pelo pão que me deram para comer, pelas vezes que mesmo sem saber, fui guiado seguindo seus sinais, enfrentando meus medos mais brutais, com o escudo do metal da proteção, vou pintar com a cor da gratidão, os cabelos prateados dos meus pais.

Pelas aulas de vida que ganhei, de quem mais entendia da matéria, por aquela cara feia, firme e séria, que eu vi quase sempre que eu errei, pelos sonhos que já realizei, inclusive os mais loucos e irrealis, impossíveis, talvez irracionais, aprendi a voar de pés no chão, vou pintar com a cor da gratidão, os cabelos prateados dos meus pais.

Pelas vezes em que não me senti só, mesmo estando só eu e minha dor, nessas horas eu sentia esse amor, me abraçando e apertando feito um nó. De repente essa dor virava pó, e as feridas que pra mim eram fatais, como um corte feito por vários punhais, um abraço transformava em arranhão, vou pintar com a cor da gratidão, os cabelos prateados dos meus pais.

Quando o tempo feroz acelerar, desviando da nossa juventude, não há nada a fazer para que isso mude, não há freio no mundo para frear, o ponteiro insiste em não parar, para o

relógio todos nós somos iguais, pai e mãe, são eternos mas mortais, é saudade que se torna oração, vou pintar com a cor da gratidão, os cabelos prateados dos meus pais.

Enfim, feliz de quem aprendeu, e hoje pode ensinar, é correr sem esquecer de quem lhe ensinou a andar, feliz de quem dá amor, para quem só lhe fez amar, feliz de quem pode ter companheiros tão leais, feliz de quem agradece com sentimentos iguais, feliz do filho que vira um dia, pai dos seus pais.”

A minha namorada, Anna Clara Dantas Cabral, eu tenho que agradecer em separado para tentar conseguir expressar uma fração do tamanho do amor que sinto por ela, tendo em vista que expressá-lo de maneira completa seria impossível, mesmo que eu escrevesse em todas as páginas existentes nesse mundo. Sou muito sortudo de ter encontrado um sonho na minha vida, dentro de outro sonho, digo isso porque ela é mais um presente que Deus me enviou por meio da Engenharia Civil. Quero agradecer por estar comigo em todas as noites mal dormidas estudando, por largar muitas vezes suas atribuições para vir ajudar nas minhas e conseguirmos entregar sempre o nosso melhor em cada projeto da graduação e da vida. Antes de você eu era incompleto sem saber, e depois de você, o “eu” se transformou em “nós” e o “meu” se transformou em “nosso”. Por isso, não tenho como agradecer a grande Mulher que você é, só tenho como dizer obrigado por ser tão parceira, conselheira, amiga, gentil, perfeccionista, guerreira e por estar sempre junto de mim. Enfim, obrigado por ser você.

Quero agradecer também a todos os Professores, aos quais considero fundamentais para qualquer grande conquista! A figura do Professor em minha vida é especial desde a primeira infância, onde tive Professores que ensinaram a um menino pobre de escola pública que ele nunca devia se sentir incapaz de sonhar, que ele podia sim conseguir ser ou realizar qualquer grande feito, só bastava se dedicar e apostar todas as fichas no conhecimento. A todos os Professores que passaram em minha vida eu só tenho a dizer muito obrigado por me proporcionarem a oportunidade de mudar a vida da minha família! E gostaria de deixar uma vontade para o futuro, eu espero que um dia as pessoas do nosso País possam se dar conta de que não existe nação desenvolvida sem Professores valorizados e tratados da maneira como devem ser e que embora esteja realizando um sonho em me tornar Engenheiro Civil, eu digo e direi sempre que o dom de ser Professor é o mais nobre entre todos os outros. Um Professor transforma o meio em que vive e não tem noção do impacto que ele causa exercendo seu papel na sociedade. Tenham orgulho do que fazem! Embora estejamos vivendo tempos difíceis em nosso País, não deixem de acreditar no quanto vocês são especiais na vida de um aluno. Em especial, quero agradecer ao Professor Humberto (2ª, 3ª e 4ª série) por me ensinar a sonhar

quando eu ainda era uma criança e ensinar a confiar no meu potencial, ao Professor Paulo Germano Tavares Marinho Filho pelo tempo em que trabalhamos juntos de maneira excepcional e tive um amigo que pude contar para todas as horas, e a Professora Marília Marcy Cabral de Araújo que é um oásis de paz para qualquer aluno de graduação, ensina de forma tão natural que parece fazer parte da essência dela, por saber ser luz na vida dos alunos, e saber extrair o melhor de cada um sem impor fardo algum!

Sou grato também a todos os que fazem parte da empresa Home Empreendimentos, Jullyo Rithiery, Igor Ribeiro, Silvano Lucas e Heverllen Lira, por me darem a oportunidade de aprendermos juntos tantas coisas essenciais da vida adulta de maneira tão divertida e com tanta parceria entre nós!

Quero agradecer especialmente ao meu grande amigo José que ganhei de presente em Campina Grande sem menos esperar, nas tardes de almoço na praça de alimentação da Universidade, um amigo que espero levar para o resto da vida e continuar compartilhando momentos e conquistas.

E por fim, quero agradecer a todos os que dividiram apartamento comigo durante todos esses anos, partilhando não apenas as obrigações de um lar, mas partilhando também tantos sonhos, alegrias, angústias e saudades de nossas famílias. Colegas, que se tornaram amigos, e muitas vezes fizeram papéis de irmãos em uma família nova, adquirida em uma cidade estranha a tantos forasteiros reunidos em um apartamento simples, mas cheio de felicidade e esperança.

“Se o Senhor fez o homem do jeito que desejou, construiu o nosso planeta, nos deu e não nos cobrou, por que é que o próprio filho destrói o que o Pai criou? Ainda perguntaria, se Ele não se aborrece, sabendo que a maioria dos seus filhos lhe esquece, quando pouco se lembra, pede mais do que agradece...”

Bráulio Bessa.

RESUMO

INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL APLICADA AO MONITORAMENTO DA SAÚDE ESTRUTURAL

Autor: Leandro dos Santos

Universidade Federal de Campina Grande – UFCG

Centro de Tecnologia e Recursos Naturais – CTRN

Unidade Acadêmica de Engenharia Civil – UAEC

Bacharelado em Engenharia Civil

Orientadora: Prof.^a Dr.^a Marília Marcy Cabral de Araújo – UFCG

1^a Examinadora: Prof.^a Dr.^a Aline Figueirêdo Nóbrega de Azerêdo – UFCG

2^o Examinador: Me. Augusto de Souza Pippi – UNB

Na sociedade Brasileira a construção civil é inteiramente ligada ao crescimento econômico. A partir desse crescimento na demanda da construção civil e da pouca disponibilidade de áreas edificáveis disponíveis nos grandes centros, as estruturas das edificações se tornam cada vez mais esbeltas e suscetíveis a vibrações excessivas. As propriedades físicas e geométricas interferem diretamente na rigidez do sistema estrutural, podendo, diminuir a capacidade de carga da estrutura e causar falhas graves. Um sistema de monitoramento da saúde estrutural (*Structural Health Monitoring - SHM*) surge como um método significativo para acompanhar a integridade de estruturas civis. Sendo assim, esta pesquisa teve como foco principal avançar no conhecimento acerca do comportamento dinâmico de estruturas civis, buscando avaliar uma metodologia de monitoramento estrutural baseado em técnicas de Inteligência Artificial (IA), especificamente, Redes Neurais Artificiais (RNA's) *Backpropagation*. Para atingir tal objetivo, nesta pesquisa fez-se o uso dos softwares *Ansys Student*, que utiliza o Método dos Elementos Finitos (MEF) para identificação das propriedades dinâmicas da estrutura, e *MatLab* para construção das redes neurais artificiais. Ademais, a partir dos resultados obtidos nos modelos de vigas estudados, pôde-se observar que o uso das Redes Neurais Artificiais *Backpropagation* para identificação de elementos danificados foi satisfatório.

Palavras chave: Propriedades Dinâmicas; Identificação de danos; Redes Neurais Artificiais.

ABSTRACT

ARTIFICIAL INTELLIGENCE APPLIED TO STRUCTURAL HEALTH MONITORING

Author: Leandro dos Santos

Federal University of Campina Grande – UFCG

Technology and Natural Resources Center – CTRN

Academic Unit of Civil Engineering – UAEC

Bachelor of Civil Engineering

Advisor: Prof. Dr. Marília Marcy Cabral de Araújo – UFCG

1st Examiner: Prof. Dr. Aline Figueirêdo Nóbrega de Azerêdo – UFCG

2nd Examiner: Me. Augusto de Souza Pippi – UNB

In Brazilian society, civil construction is entirely linked to economic growth. As a result of this growth in the demand for civil construction and the limited availability of buildable areas available in large cities, building structures become increasingly slim and susceptible to excessive vibrations. The physical and geometric properties directly interfere in the rigidity of the structural system, which can reduce the load capacity of the structure and cause serious failures. A structural health monitoring system (SHM) emerges as a significant method to monitor the integrity of civil structures. Therefore, this research had as its main focus to advance the knowledge about the dynamic behavior of civil structures, seeking to evaluate a structural monitoring methodology based on Artificial Intelligence (AI) techniques, specifically, Artificial Neural Networks (ANNs) Backpropagation. To achieve this objective, in this research, Ansys Student software was used, which uses the Finite Element Method (FEM) to identify the dynamic properties of the structure, and MatLab to construct artificial neural networks. Furthermore, from the results obtained in the studied beam models, it could be observed that the use of Backpropagation Artificial Neural Networks to identify damaged elements was satisfactory.

Keywords: Dynamic Properties; Identification of damages; Artificial neural networks.

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1: Frequências naturais e modos de vibração apoio-apoio.....	26
Figura 3.2: Frequências naturais e modos de vibração engaste-engaste.	26
Figura 3.3: Esquema da RNA <i>Backpropagation</i>	29
Figura 3.4: Graus de liberdade do elemento estrutural viga.....	31
Figura 4.1: Etapas para o desenvolvimento do Trabalho de Conclusão de Curso.	33
Figura 4.2: Modelo estrutural a ser estudado na pesquisa.	34
Figura 4.3: Modelo estrutural a ser estudado na pesquisa.....	34
Figura 4.4: Etapas do algoritmo de uma RNA.	37
Figura 5.1: Viga intacta com vínculos de apoio-apoio.....	39
Figura 5.2: Modo de vibração 1 do modelo apoio-apoio	40
Figura 5.3: Modo de vibração 2 do modelo apoio-apoio	40
Figura 5.4: Modo de vibração 3 do modelo apoio-apoio	40
Figura 5.5: Modo de vibração 4 do modelo apoio-apoio	41
Figura 5.6: Modo de vibração 5 do modelo apoio-apoio	41
Figura 5.7: Viga intacta com vínculos de engaste-engaste.....	42
Figura 5.8: Modo de vibração 1 do modelo engaste-engaste	43
Figura 5.9: Modo de vibração 2 do modelo engaste-engaste	43
Figura 5.10: Modo de vibração 3 do modelo engaste-engaste	43
Figura 5.11: Modo de vibração 4 do modelo engaste-engaste	44
Figura 5.12: Modo de vibração 5 do modelo engaste-engaste	44
Figura 5.13: Identificação do dano através da rede neural para condição apoio-apoio.....	48
Figura 5.14: Identificação do dano através da rede neural para condição engaste-engaste	49

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1: Características físicas e geométricas do modelo estrutural intacto	34
Tabela 4.2: Porcentagens reduzidas na seção transversal dos modelos danificados	35
Tabela 4.3: Porcentagens reduzidas na seção transversal dos modelos danificados	35
Tabela 4.4: Porcentagens reduzidas na seção transversal dos modelos danificados	36
Tabela 4.5: Porcentagens reduzidas na seção transversal dos modelos danificados	36
Tabela 5.1: Comparação de frequências naturais numéricas e analíticas para vínculos de apoio-apoio	39
Tabela 5.2: Comparação de frequências naturais numéricas e analíticas para vínculos de engaste-engaste	42
Tabela 5.3: Comparativo entre as propriedades geométricas das seções transversais	45
Tabela 5.4: Frequências naturais numéricas do modelo apoio-apoio danificado.....	45
Tabela 5.5: Frequências naturais numéricas do modelo apoio-apoio danificado.....	45
Tabela 5.6: Frequências naturais numéricas do modelo apoio-apoio danificado.....	45
Tabela 5.7: Frequências naturais numéricas do modelo apoio-apoio danificado.....	46
Tabela 5.8: Frequências naturais numéricas do modelo apoio-apoio danificado.....	46
Tabela 5.9: Frequências naturais numéricas do modelo engaste-engaste danificado.....	46
Tabela 5.10: Frequências naturais numéricas do modelo engaste-engaste danificado.....	46
Tabela 5.11: Frequências naturais numéricas do modelo engaste-engaste danificado.....	47
Tabela 5.12: Frequências naturais numéricas do modelo engaste-engaste danificado.....	47
Tabela 5.13: Frequências naturais numéricas do modelo engaste-engaste danificado.....	47
Tabela 5.14: Localização do dano pela Rede Neural Artificial para condição apoio-apoio	48
Tabela 5.15: Localização do dano pela Rede Neural Artificial para condição engaste-engaste	49

LISTA DE ABREVIATURAS

CTRN	Centro de Tecnologias e Recursos Naturais
Dr ^a	Doutora
IA	Inteligência Artificial
MEF	Método dos Elementos Finitos
NBR	Norma Brasileira
Prof ^a	Professora
RNA's	Redes Neurais Artificiais
SHM	Structural Health Monitoring
UAEC	Unidade Acadêmica de Engenharia Civil
UFMG	Universidade Federal de Campina Grande
UFPB	Universidade Federal da Paraíba
UNB	Universidade de Brasília

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	OBJETIVOS	19
1.1.1	Objetivos gerais	19
1.1.2	Objetivos específicos	19
2	JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA DA PESQUISA	20
3	REFERENCIAL TEÓRICO	21
3.1	OBTENÇÃO DAS PROPRIEDADES DINÂMICAS	22
3.1.1	Frequência natural e modo de vibração	24
3.2	REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS (RNA's)	27
3.2.1	Redes neurais Backpropagation.....	28
3.3	IDENTIFICAÇÃO DE DANOS ESTRUTURAIS	30
3.4	ELEMENTO ESTRUTURAL VIGA	31
3.5	MÉTODO DOS ELEMENTOS FINITOS (MEF)	32
4	METODOLOGIA	33
4.1	DESENVOLVIMENTO DOS MODELOS ESTRUTURAIS	33
4.2	CONSTRUÇÃO E PROCESSAMENTO DAS RNAS.....	37
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	39
5.1	ANÁLISE NUMÉRICA E ANALÍTICA DOS MODELOS INTACTOS E DANIFICADOS	39
5.1.1	Condição de contorno apoio-apoio.....	45
5.1.2	Condição de contorno engaste-engaste	46
5.2	LOCALIZAÇÃO DOS DANOS COM AS REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS.....	47
5.2.1	Condição de contorno apoio-apoio.....	47
5.2.2	Condição de contorno engaste-engaste	49
6	CONCLUSÃO	50
6.1	DESENVOLVIMENTO DE MODELOS NUMÉRICOS E ANALÍTICOS	50

6.2	DESENVOLVIMENTO DAS RNA's PARA DETECÇÃO DE DANOS	50
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	51

1 INTRODUÇÃO

Segundo Alcântara Júnior (2019), a economia e a engenharia civil na sociedade Brasileira são uma via de mão dupla, pois a geração de empregos da área de construção civil impulsiona a economia, assim como o crescimento econômico impulsiona a construção civil.

Devido ao crescimento populacional nos grandes centros urbanos, as estruturas das edificações se tornam cada vez mais esbeltas e suscetíveis a vibrações excessivas. Tais vibrações podem causar danos as estruturas reduzindo sua rigidez ao longo do tempo e com isso, tem-se cada vez mais a necessidade de estudos e aprofundamento no monitoramento contínuo da saúde estrutural das edificações e de pontes, devido ao tráfego contínuo de veículos.

Com isso, tem-se que um sistema de monitoramento da saúde estrutural (*Structural Health Monitoring - SHM*) de uma edificação é considerado um método significativo para determinar a integridade de estruturas, envolvendo desde o uso de sensores, integração de sistemas até interpretação de sinais, com o intuito de não apenas detectar falhas estruturais, mas também fornecer uma indicação precoce de danos físicos para definir estratégias corretivas antes que o dano estrutural progrida para um colapso estrutural. (QING *et al.*, 2019).

De acordo com Sony *et al.* (2019) o SHM é uma ferramenta de diagnóstico emergente e poderosa para detecção de danos e mitigação de desastres de estruturas de grande porte e que compreende quatro etapas principais: aquisição de dados, identificação do sistema, avaliação das condições e tomada de decisão/manutenção.

Com os avanços no campo da tecnologia e do processamento computacional, obteve-se melhoria significativa na aquisição de dados e na fabricação de sensores precisos, viabilizando, de acordo com Rafiei e Adeli (2017), a análise da saúde estrutural por meio da identificação de parâmetros intrínsecos a estrutura como as propriedades dinâmicas (frequências naturais, modos de vibração e taxa de amortecimento) que são modificadas de acordo com as condições físicas e geométricas da estrutura.

Dessa maneira, a partir desse monitoramento contínuo da saúde e integridade estrutural, compara-se as respostas estruturais obtidas para que seja possível uma análise confiável e precisa da segurança da edificação. Com isso, torna-se possível formalizar relatórios de diagnósticos e prognósticos para cada estrutura que tenha a necessidade de ter um monitoramento constante, devido ao risco e impacto causado por uma estrutura de grande porte que venha a colapsar.

Porém, a aplicação de um SHM padronizado para todos os tipos de estruturas nas diversas condições de contorno e particularidades é praticamente inviável. Dessa forma, os estudos voltados a essa vertente de pesquisa tendem a buscar metodologias capazes de realizar o monitoramento independentemente do tipo de estrutura, como é o caso dos sistemas baseados em técnicas de Inteligência Artificial. (SUN *et al.*, 2020).

De acordo com Marcy (2017), algumas técnicas aliadas aos atributos representativos físicos e dinâmicos das estruturas, formam um conjunto robusto e viável na detecção de danos e possíveis falhas estruturais por meio das Redes Neurais Artificiais (RNA's) nas diversas arquiteturas disponíveis (*Backpropagation, Self Organizing Maps, Learning Vector Quantization, etc.*).

Portanto, garantir a integridade da estrutura e detectar o dano estrutural se torna cada vez mais relevante na engenharia civil. Isso, geralmente, é realizado por meio da estrutura equipada com vários sensores para monitorar as suas condições dinâmicas e dessa maneira fazer a alimentação das RNA's como mostra Lin e Nie (2017). Porém, na utilização do método das RNA's há uma limitação principal, tendo em vista que a RNA necessita das propriedades dinâmicas da estrutura intacta e danificada para reconhecer os padrões necessários e identificar se há dano estrutural.

Com isso, se a estrutura for considerada intacta no estado atual, não será possível obter os dados da estrutura danificada. Para contornar tal dificuldade, de acordo com Stoffel *et al.* (2018), deve-se levar em consideração o uso de modelos baseados no Método de Elementos Finitos (MEF) para simular a estrutura danificada e obter os parâmetros dinâmicos necessários para treinamento da rede neural artificial.

Assim sendo, esta pesquisa tem como aspecto principal o aperfeiçoamento dos métodos de detecção e localização de danos, utilizando a tecnologia de Redes Neurais Artificiais (RNA's) aliada ao Método dos Elementos Finitos (MEF).

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 *Objetivos gerais*

Avaliar uma metodologia de monitoramento estrutural, para detecção e localização de danos, baseado em técnicas de Inteligência Artificial (IA), especificamente, Redes Neurais Artificiais (RNA's) *Backpropagation*, aplicada aos casos de vigas modeladas numericamente.

1.1.2 *Objetivos específicos*

Considerando os objetivos gerais dessa pesquisa, é possível elencar alguns objetivos específicos, tais como:

- Desenvolver modelos numéricos e analíticos de sistemas estruturais sob diferentes condições de contorno e dano, a fim de se conhecer suas propriedades dinâmicas;
- Comparar as propriedades dinâmicas obtidas a partir dos modelos numéricos e analíticos;
- Utilizar as propriedades dinâmicas dos modelos numéricos como dados de alimentação para as RNA's;
- Definir as arquiteturas das RNA's mais eficientes para detecção de danos estruturais;
- Avaliar o desempenho das técnicas de IA aplicadas à detecção de danos em estruturas civis.

2 JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA DA PESQUISA

De acordo com Ye *et al.* (2019), um sistema de monitoramento da saúde estrutural (SHM) de estruturas civis visa principalmente monitorar a condição da estrutura, detectar o dano estrutural/anormalidade e avaliar a segurança estrutural a longo prazo a partir de uma variedade de sensores instalados na estrutura. Além disso, um SHM é uma ferramenta tecnológica de vanguarda, multidisciplinar e bastante relevante para atualizar o nível de manutenção preventiva e gestão de estruturas civis.

Para países em desenvolvimento como o Brasil, é de relevância considerável a pesquisa e investigação profunda da técnica de SHM tendo em vista que, Na e Baek (2018) afirmam que um sistema bem projetado pode minimizar os custos gerais de manutenção de uma estrutura por detectar danos em uma idade precoce, permitindo que ações sejam tomadas previamente e a um baixo custo. Além disso, pode evitar colapsos estruturais futuros que afetariam a economia local e a sociedade no entorno da edificação.

O custo de reparos em estruturas de grande porte, que são submetidas a cargas mais elevadas, está aumentando devido ao fato de que fiscalizações para essas estruturas são onerosas. Nesse tipo de estrutura, é necessário coletar informações cada vez mais precisas que servem como a principal fonte de informação usada pelos gestores de empreendimentos, para tomar decisões assertivas sobre a condição de segurança dessas estruturas. No entanto, embora os peritos responsáveis por essas vistorias sejam capacitados, os proprietários e gerentes dessas estruturas precisam de informações mais quantificáveis e concretas para melhorar sua objetividade e tomada de decisões. Uma das alternativas viáveis para sanar essa questão é o *Structural Health Monitoring (SHM)*. (MOREU *et al.*, 2018).

Os danos estruturais são intrínsecos às estruturas de engenharia e são predominantemente propensos a se propagar devido a vários fatores ambientais e mecânicos. A partir disso, Avci *et al.* (2021) afirmam que o monitoramento de danos em estruturas evoluiu com o tempo desde a inspeção visual, que necessita previamente saber onde se localiza o dano, até o desenvolvimento de sistemas SHM que são capazes de detectar, localizar e quantificar o dano estrutural na tentativa de tornar o processo de monitoramento mais viável.

Dessa maneira, o SHM é considerado um amplo campo de pesquisa interdisciplinar que envolve análises experimentais, aquisição e gestão de dados. A partir disso, considerando que as técnicas de Inteligência Artificial podem ser processadas com grandes volumes e diferentes tipos de dados, desenvolver metodologias de detecção de danos a partir da

implementação em um SHM, baseadas em RNA's *Backpropagation*, resulta em ressignificar a utilização segura e racional dos diversos tipos de sistemas estruturais.

3 REFERENCIAL TEÓRICO

A ênfase no monitoramento das estruturas civis de grande porte, tanto com relação a deterioração quanto no entendimento do comportamento de estruturas rebuscadas, tem levado a comunidade científica a se debruçar nos mais variados métodos e tipos de sistemas de monitoramento da saúde estrutural, principalmente dando enfoque ao estudo do uso das redes neurais artificiais (RNA's).

Grande parte dos sistemas convencionais de detecção de danos estruturais são deficitários em caracterizar com precisão a localização e a magnitude do dano, devido ao empirismo envolvido no processo. Na tentativa de superar esses aspectos, Avci *et al.* (2017) apresentou uma nova, rápida e precisa forma de detectar danos estruturais em uma estrutura metálica que simula uma arquibancada, utilizando redes neurais. Os resultados do estudo experimental demonstraram a eficiência das redes neurais em identificar danos nas juntas estruturais da arquibancada e com isso, observou-se claramente que as redes neurais aliadas a um SHM são promissoras como alternativa aos métodos empíricos convencionais de detecção de danos.

Eltouny e Liang (2020) propuseram um estudo aplicado em uma edificação de concreto armado de três andares, simulada numericamente com compartimento único medindo 6,00 metros em cada direção horizontal e pé-direito de 3,66 metros. Os autores utilizaram RNA's para localizar danos, usando para isso a rede do tipo Bayesiana. No estudo, foram considerados os efeitos ambientais de temperaturas por meio da variação nos módulos de elasticidades dos materiais. Após a aplicação do estudo e da obtenção dos resultados da pesquisa, os autores concluíram que a aplicação das RNAs em um SHM foi bem sucedida, tendo em vista que foi produzido uma porcentagem de 92,3% a 94% de acerto na localização de danos na estrutura modelo.

Além dos autores citados, pode-se mencionar Teng *et al.* (2019) que usou em seu estudo uma rede neural *Backpropagation* e Convolutacional para analisar os danos de uma estrutura de aço a partir de mudanças induzidas nos parâmetros modais da estrutura por meio de dados experimentais e computacionais a partir do método dos elementos finitos. Na pesquisa analisou-se a vibração livre da estrutura de aço em diversos cenários de danos e com isso foi possível obter parâmetros modais da estrutura intacta e danificada para alimentar e treinar a

rede neural. De acordo com os pesquisadores a rede neural foi eficaz em detectar danos múltiplos na estrutura com uma precisão de 100%.

Esse estudo buscará avaliar o uso de Redes Neurais Artificiais na detecção de danos, utilizando as características dinâmicas do modelo estrutural de uma viga como parâmetro de reconhecimento de padrões. Nesse sentido, com o objetivo de compreender as funções dinâmicas do sistema, suas características e os métodos utilizados na pesquisa, são descritas as equações utilizadas e as correspondentes considerações a seguir.

3.1 OBTENÇÃO DAS PROPRIEDADES DINÂMICAS

As expressões matemáticas que tangem o comportamento dinâmico das estruturas são conhecidas como equações de movimento. Estas equações podem ser obtidas aplicando o Princípio de D’Lambert, de modo que para 1 grau de liberdade a expressão utilizada é definida como:

$$M\ddot{v} + C\dot{v} + Kv = F(t) \quad (3.1)$$

Onde:

M, C e $K \rightarrow$ massa, amortecimento e rigidez do sistema, respectivamente;

\ddot{v}, \dot{v} e $v \rightarrow$ aceleração, velocidade e deslocamento do sistema, respectivamente;

$F(t) \rightarrow$ força externa.

A partir disso, tem-se que a obtenção das propriedades dinâmicas de um sistema estrutural, isto é, frequências naturais, modos naturais de vibração, razão de amortecimento, é baseada no conhecimento da equação que governa o seu comportamento dinâmico.

Para um sistema de múltiplos graus de liberdade a equação de movimento é expressa da seguinte forma:

$$M\ddot{\mathbf{y}}(t) + C\dot{\mathbf{y}}(t) + K\mathbf{y}(t) = \mathbf{F}(t) \quad (3.2)$$

Na qual, M, C e K são, respectivamente, as matrizes de massa, amortecimento e rigidez da estrutura, sendo o número de linhas e colunas correspondentes ao número dos n graus de liberdade da estrutura. Os símbolos $\ddot{\mathbf{y}}(t), \dot{\mathbf{y}}(t)$ e $\mathbf{y}(t)$ representam os vetores de aceleração, velocidade e deslocamento, respectivamente; e $\mathbf{F}(t)$, indica o vetor de forças externas do sistema.

A partir disso tem-se que, com base na geometria do sistema e nas propriedades dos materiais envolvidos são obtidas as matrizes de massa e rigidez da estrutura. Como o parâmetro de amortecimento da estrutura é um parâmetro mais complexo de se obter, utiliza-se uma combinação das matrizes de massa e rigidez do sistema.

Para este estudo o amortecimento será desconsiderado, tendo em vista que, de acordo com Cardoso et al. (2017), a análise modal do sistema é semelhante a análise feita do sistema em vibração livre não amortecida, como é o caso das estruturas civis que apresentam valores de amortecimento menores que 15%. Desta maneira, a equação de movimento dos sistemas em vibrações livres não amortecidas é formulada pela seguinte expressão:

$$\mathbf{M} \ddot{\mathbf{y}}(t) + \mathbf{K}\mathbf{y}(t) = \mathbf{0} \quad (3.3)$$

A equação acima tem solução do tipo:

$$\mathbf{y}(t) = \hat{\mathbf{y}}\text{sen}(\omega t + \theta) \quad (3.4)$$

$$\ddot{\mathbf{y}}(t) = -\omega^2 \hat{\mathbf{y}}\text{sen}(\omega t + \theta) = -\omega^2 \mathbf{y} \quad (3.5)$$

Onde $\hat{\mathbf{y}}$ representa a forma do sistema, que não varia com o tempo e θ é o ângulo de fase.

Substituindo as equações (3.5) e (3.6) na equação (3.4) tem-se:

$$(\mathbf{K} - \omega^2 \mathbf{M})\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{0} \quad (3.6)$$

A equação (3.6) é linear e homogênea, e para que não se obtenha a resposta trivial, ou seja, $\mathbf{y} = \mathbf{0}$, o determinante da matriz entre parênteses deve ser nulo.

$$|(\mathbf{K} - \omega^2 \mathbf{M})|\hat{\mathbf{y}} = 0 \quad (3.7)$$

Esta equação é conhecida como a equação característica do sistema e equivale ao problema de autovalor e autovetor. Sendo um polinômio característico de grau n , as n raízes encontradas correspondem aos quadrados das n frequências naturais (ω^2) e os n vetores associados a estas frequências (autovetores) correspondem aos modos de vibração ($\hat{\mathbf{y}}$), respectivamente.

3.1.1 *Frequência natural e modo de vibração*

A frequência natural em uma estrutura representa a quantidade de oscilação livre que ocorre durante a sua vida útil. Esse parâmetro pode ser observado e quantificado após o cessamento da força de excitação que causou a vibração na estrutura. De acordo com Tufisi et al. (2018) a frequência natural é uma característica imprescindível na análise de estruturas e danos, pois este parâmetro é alterado em função de variações das propriedades físicas, geométricas, térmicas e posicionais do sistema estrutural.

As propriedades físicas e geométricas interferem diretamente na rigidez do sistema estrutural, pois a alteração dessas propriedades podem diminuir a capacidade de carga da estrutura e causar falhas graves. Portanto, o uso das frequências naturais para identificação de danos em um sistema estrutural de acordo com Zhang e Yan (2017) é de suma importância tendo em vista que este parâmetro fornece informações importantes para ajudar a determinar a segurança da estrutura sem a necessidade de ter acesso ao local do dano, gerando economia de tempo e custo.

De acordo com Astorga *et al.* (2019) as estruturas civis de grande porte e com esbelteza elevada podem estar sujeitas a um fenômeno conhecido como ressonância. Esse fenômeno consiste na aproximação excessiva da frequência externa de excitação de uma das frequências naturais da estrutura. Isso, por sua vez, pode resultar em falhas estruturais graves devido a respostas não lineares atípicas das características elásticas dos materiais sob cargas, por exemplo, sísmicas e que comprometam a saúde estrutural de determinada edificação.

Ademais, os modos de vibração representam as formas de vibração da estrutura para cada uma das frequências naturais do sistema estrutural. De acordo com Paz (1992), para uma viga, as frequências naturais e os seus respectivos modos de vibração podem ser observados através da fórmula:

$$\omega n = Cn \sqrt{\frac{EI}{mL^4}} \quad (3.8)$$

Onde:

$Cn \rightarrow$ coeficiente utilizado para cada tipo de condição de contorno da viga;

$E \rightarrow$ módulo de elasticidade do material da viga;

$I \rightarrow$ momento de inércia da área da seção transversal da viga;

$m \rightarrow$ massa;

$L \rightarrow$ comprimento da viga.

Na pesquisa foram utilizados dois modelos diferentes de vigas, sob as condições de contorno apoio-apoio e engaste-engaste. A partir disso, pode-se demonstrar como são calculadas as frequências naturais analíticas para uma viga com a condição de contorno apoio-apoio:

$$y(0,t) = 0, M(0,t) = 0 \quad (3.9)$$

$$y(L,t) = 0, M(L,T) = 0 \quad (3.10)$$

A partir dessas condições de contorno, tem-se:

Para $x = 0$

$$\Phi(0) = 0, \Phi''(0) = 0 \quad (3.11)$$

Para $x = L$

$$\Phi(L) = 0, \Phi''(L) = 0 \quad (3.12)$$

Aplicando a condição de contorno, tem-se:

$$\Phi(0) = A0 + B1 + C0 + D1 = 0 \quad (3.13)$$

$$\Phi''(0) = a^2(-A0 + B1 + C0 + D1) = 0 \quad (3.14)$$

Esta equação se reduz em:

$$B + D = 0 \quad (3.15)$$

$$-B + D = 0 \quad (3.16)$$

Com isso, tem-se:

$$B = D = 0 \quad (3.17)$$

A partir disso, aplica-se a seguinte condição de contorno, estabelecendo que $B = D = 0$, e com isso tem-se a seguinte equação:

$$\phi(L) = A \sin aL + C \sinh aL = 0 \quad (3.18)$$

$$\phi(L) = a^2 (-A \sin aL + C \sinh aL) = 0 \quad (3.19)$$

Somando tem-se:

$$2C \sin aL = 0 \quad (3.20)$$

Desta maneira, $C = 0$, pois a função hiperbólica de seno não se anula, exceto quando sua resultante for igual a zero. Sendo assim as equações se reduzem em:

$$A \sin aL = 0 \quad (3.21)$$

Portanto, para se obter a equação característica, excluindo-se a solução trivial ($A = 0$), tem-se:

$$\sin aL = 0 \quad (3.22)$$

Satisfazendo-se por:

$$A_n f = n\pi, \text{ onde } n = 0, 1, 2, \dots \quad (3.23)$$

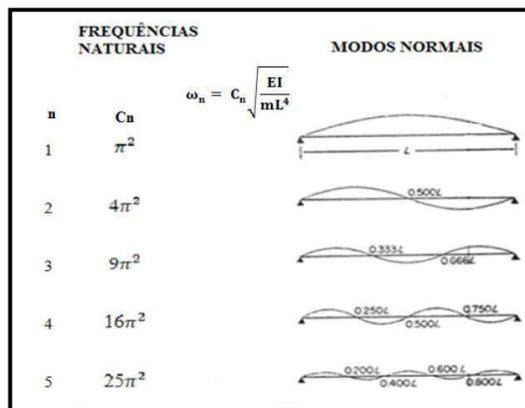
Aplicando esta equação na equação geral da frequência, tem-se:

$$\omega_n = n^2 \pi^2 \sqrt{\frac{EI}{mL^4}} \quad (3.24)$$

Tais equações tangem o estudo e cálculos das frequências naturais e modos de vibração de uma viga. Para os demais modelos abordados nessa pesquisa, os cálculos ocorrem de forma semelhante variando apenas as condições de contorno de cada modelo.

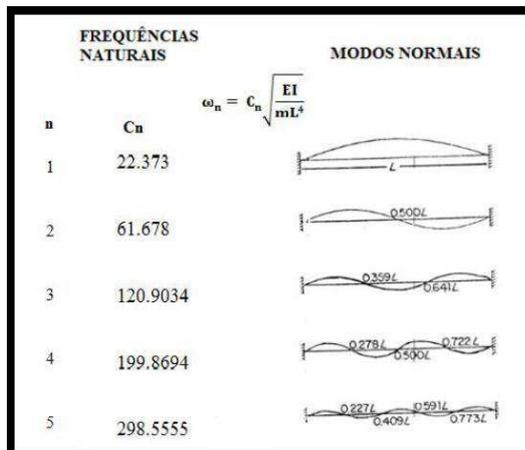
Para obter as frequências naturais e os modos de vibração, de maneira analítica, para cada um dos modelos de viga abordados na pesquisa, tem-se de acordo com Paz (1992) nas Figuras 3.1 e 3.2 as condições de contorno: apoio-apoio e engaste-engaste, respectivamente:

Figura 3.1: Frequências naturais e modos de vibração apoio-apoio.



Fonte: Adaptado de Paz, 1992.

Figura 3.2: Frequências naturais e modos de vibração engaste-engaste.



Fonte: Adaptado de Paz, 1992.

Como pode-se observar, as frequências naturais e os modos de vibração são propriedades dependentes da rigidez estrutural, de maneira que, danos estruturais em qualquer elemento trará mudanças nesses parâmetros. Sendo assim, torna-se viável monitorar as variações dessas propriedades para avaliar o dano estrutural.

Ressalta-se que executar um monitoramento contínuo de uma estrutura acarreta a aquisição de um número de dados bastante elevado e, com isso, necessita-se considerar a trabalhabilidade desse volume de dados. Nesse sentido, o uso das redes neurais artificiais é uma alternativa interessante e, como mencionado antes, foi utilizada neste trabalho.

3.2 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS (RNA's)

De acordo com Brega (1996), após o surgimento dos computadores no século XX, ocorreu naturalmente em grande parte da sociedade mundial um questionamento sobre qual seria o limite da capacidade de tomada de decisão das máquinas, assim como, se seria possível a substituição de seres humanos em diversas tarefas importantes no cotidiano dos indivíduos em geral. A partir disso, vem sendo desenvolvidos diversos estudos na Ciência da Computação, especificamente no ramo da Inteligência Artificial (IA), onde a capacidade de “pensar” das máquinas é testada e comparada a capacidade de pensamento e tomada de decisão dos seres humanos.

As Redes Neurais Artificiais (RNAs) fazem parte de uma vertente pertencente a Ciência da Computação, especificamente ligada a Inteligência Artificial (IA), para criação de sistemas paralelos e distribuídos, compostos por neurônios artificiais, capazes de simular o neurônio humano com capacidade de armazenar dados e reconhecer padrões, além de realizar suposições coerentes. (MARCY, 2013).

O princípio básico dessa metodologia é o ajuste constante de parâmetros das equações matemáticas (ajuste de pesos), para que dessa forma seja possível proporcionar o aprendizado da rede, a partir de experiências estimuladas ao algoritmo por meio de um treinamento específico.

De acordo com Furtado (2019), nas Redes Neurais Artificiais, o processamento é realizado de maneira distribuída entre os elementos (neurônios) que processam a rede, onde cada parte realiza o processamento de forma isolada e paralela, enviando o resultado que obteve para as demais unidades por meio de conexões. Com isso, cada neurônio realiza um processamento bastante simples, porém a junção, comunicação e associação de todos os neurônios da rede gera uma capacidade elevada de solucionar problemas altamente complexos.

Além disso, tem-se que a capacidade de resolução de determinado problema por uma rede neural artificial está na sua arquitetura, ou seja, no número e no modo pelo qual os elementos estão conectados, nos pesos destas conexões e no número de camadas existentes na rede.

Ademais, existem diferentes tipos de RNAs, variando desde o tipo de aprendizado até a sua arquitetura, como é o caso das redes *Backpropagation*, *Self*, *Organizing Maps*, *Learning Vector Quantization*, entre outras. Nesta pesquisa, foi abordada a RNA *Backpropagation*.

3.2.1 Redes neurais *Backpropagation*

Para problemas complexos que envolvem o uso da Inteligência Artificial (IA), o objetivo principal é fazer com que a máquina tenha capacidade de aprendizado e tomada de decisão que se assemelhe ao do ser humano. Com isso, tem-se que o uso das RNA's possibilita um desempenho satisfatório na capacidade de aprendizado a partir de exemplos e generalização dos resultados para os demais casos em que a rede vai ser submetida.

Porém, para que esse aprendizado seja possível e satisfatório, a rede neural, independente da arquitetura escolhida, tem que passar por um processo básico de treinamento. O processo de treinamento da rede neural do tipo *Backpropagation* consiste em um ajuste de pesos que ocorre através de um processo iterativo. Primeiramente, se fornece um conjunto de dados de entrada com respostas conhecidas, para que dessa maneira a rede possa construir uma conexão lógica entre os dados que foram informados na entrada e quais respostas deveriam ser geradas a partir daquele problema. Para que, dessa forma, a rede possa generalizar a solução e aplicar para os demais casos onde não haverá respostas informadas previamente.

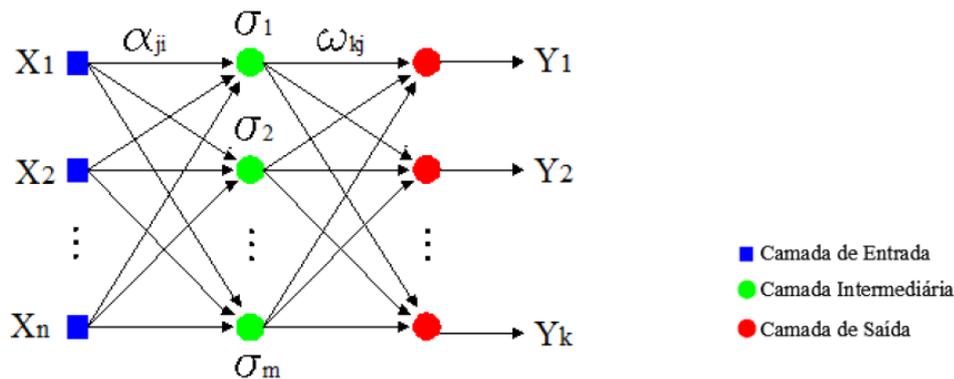
De acordo com Freire e Lima (2019), o intuito principal do método da rede neural com arquitetura *Backpropagation* é retro propagar o erro ocorrido na rede para os pesos presentes no ajuste da equação, começando desde a camada de saída e retrocedendo às camadas anteriores. Os pesos têm valores recalculados para ser gerado um erro com novo valor. Esse processo segue em um ciclo iterativo até que o valor do erro gerado pelo processamento da rede consiga estar em um valor aceitável ou em um valor que não apresente variações representativas.

Para Araújo e Bandeira (2019) o treinamento da rede neural utilizando o algoritmo *Backpropagation* é dividido em duas partes. Na parte inicial, um padrão é apresentado à camada de entrada e após isso o resultado é propagado na rede, através das camadas até que o resultado seja comparado a saída produzida na última camada. Na segunda parte, essa saída é comparada ao resultado desejado para o padrão apresentado e, caso o resultado obtido não esteja correto,

o erro é calculado e propagado a partir da camada de saída até a camada de entrada para que a rede seja ajustada à medida que o erro é retro propagado.

A partir disso pode-se observar uma diagramação básica do funcionamento desse tipo de rede na Figura 3.3 abaixo:

Figura 3.3: Esquema da RNA *Backpropagation*.



Fonte: Adaptado de Marcy, 2017.

De acordo com Marcy (2017) as informações ($X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$) são inseridas na camada de entrada da rede neural, e a partir disso, utiliza-se pesos aleatórios (α_{ji} e ω_{kj}) e funções de ativação (f_1 e f_2) para conectar e correlacionar os dados da camada de entrada e saída, e assim processar de maneira sequencial, os resultados de cada camada, obtendo-se no fim uma resposta da RNA (Y_1, Y_2, \dots, Y_k) para o problema proposto, assim como se demonstra através da equação (3.25). Através da resposta obtida pela Rede Neural Artificial ocorre uma comparação entre o que se deseja obter como resultado e o que de fato foi retornado na saída da rede, e calcula-se dessa forma um erro.

$$Y_k = f_1 \left(\sum_{j=1}^s \omega_{kj} \cdot f_2 \left(\sum_{j=1}^s \alpha_{ji} X_i + \theta_j \right) + \theta_k \right) \quad (3.25)$$

Após isso, ao fim da correção de todos os pesos e o valor do erro é considerado aceitável, considera-se que a rede foi treinada. Posteriormente, simula-se o funcionamento da rede para realizar a verificação do treinamento, de maneira que alguns dados são selecionados e inseridos como informações de entrada na rede para alimentar o sistema, sendo conhecidas as saídas corretas. Dessa forma, analisa-se se os resultados são satisfatórios e, caso isso ocorra, a rede neural é considerada treinada corretamente. Posteriormente, realiza-se a generalização da rede, que nada mais é do que colocar a rede em funcionamento em um problema proposto, com respostas desconhecidas, a fim de solucioná-lo.

3.3 IDENTIFICAÇÃO DE DANOS ESTRUTURAIS

De acordo com Sadeghi *et al.* (2020) a determinação precisa do momento de colapso de estruturas civis por análise não lineares é um dos maiores desafios para engenheiros no projeto sísmico de edifícios de grande porte. Embora os danos estruturais possam ser avaliados em vários níveis, o colapso de estruturas é um dos piores acontecimentos possíveis na área da construção civil, onde geralmente ocorrem perdas de vidas, prejuízos sociais e financeiros.

Para Li *et al.* (2017), as estruturas de concreto armado expostas a terremotos ou cargas dinâmicas extremas irão inevitavelmente sofrer danos e até mesmo colapso parcial ou total. De acordo com o estudo, muitos dos colapsos observados foram o resultado de lacunas no conhecimento dos engenheiros do perigo sísmico regional e dos comportamentos estruturais sob carregamentos dinâmicos. Esses carregamentos dinâmicos ocorrendo em diversas magnitudes, tendo em vista que algumas estruturas colapsaram mesmo sob a excitação de cargas dinâmicas abaixo do nível pretendido para a edificação.

De acordo com Huang *et al.* (2017), com o rápido desenvolvimento de materiais e técnicas de construção modernas, edifícios de grande porte tornaram-se muito comuns em todo o mundo. No entanto, a segurança dessas grandes construções não foi bem investigada e compreendida, tendo em vista que, diversos edifícios que foram projetados e construídos de acordo com os princípios atuais de conhecimento tiveram desmoronamento parcial ou total durante terremotos. Isso se dá geralmente de forma progressiva, onde, estruturas sujeitas a excitações dinâmicas experimentam uma série de estágios, incluindo o estágio elástico, o danificado, o de colapso parcial e o estágio de colapso total. Desse modo, os métodos elaborados para avaliar e detectar danos estruturais sob excitações e cargas dinâmicas se tornam cada vez mais preponderantes em meio a comunidade científica.

Para Felipe *et al.* (2018) falhas estruturais recentes em edifícios, ocorrendo de maneira progressiva, têm despertado a consciência dos profissionais da engenharia civil em relação a necessidade de robustez no projeto estrutural. No entanto, abordagens de projeto considerando as incertezas inerentes a cada tipo de edificação, ainda são escassas.

Portanto, a estimativa precisa da probabilidade de danos e colapso de estruturas é de grande importância na resiliência da sociedade aos perigos de um colapso estrutural, especialmente no desenvolvimento de normas, protocolos, planos regionais de resposta a emergências e estratégias de gestão de riscos.

3.4 ELEMENTO ESTRUTURAL VIGA

Em um arranjo estrutural, pode-se encontrar diversas combinações de métodos construtivos e elementos estruturais. Para as estruturas mais corriqueiras, geralmente tem-se o uso de lajes, vigas, pilares e fundações para sustentação de uma edificação. De acordo com a NBR 6118, item 14.4.1.1 (2014) as vigas são elementos lineares em que a flexão é predominante, usualmente possuem forma prismática e podem ser feitas de diversos materiais, como por exemplo, aço, concreto e madeira.

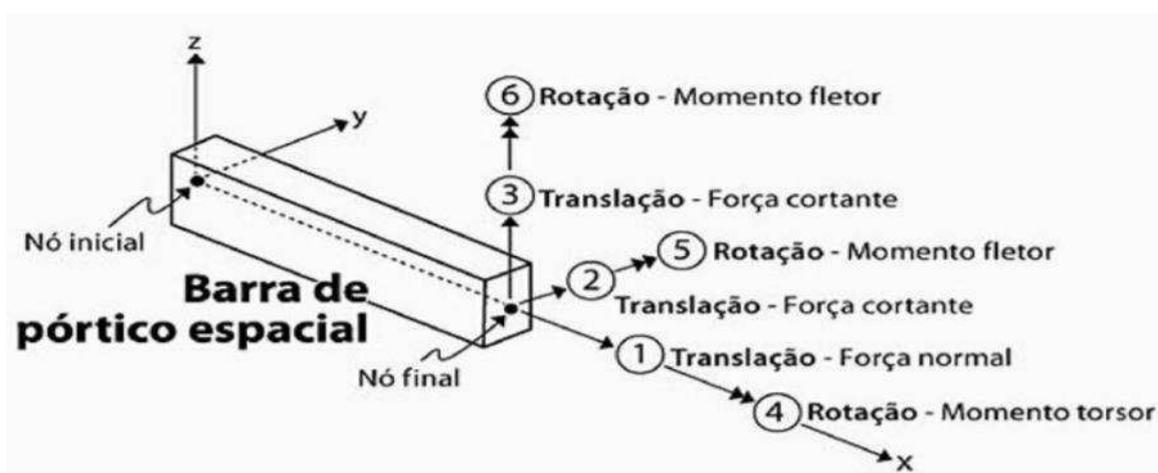
As vigas podem ser classificadas de duas maneiras, a primeira com relação ao comportamento estrutural estático e a segunda com relação ao tipo de vinculação a qual está submetida.

Para a caracterização no que diz respeito ao comportamento estático, pode-se afirmar que se classificam em vigas isostáticas e hiperestáticas, onde o tipo isostático ocorre quando há variáveis condizentes com o número de equações disponíveis para se encontrar uma solução, enquanto que, os casos hiperestáticos ocorrem quando há mais variáveis a se descobrir do que o número de equações disponíveis para se encontrar a solução daquele modelo estrutural.

Ademais, para a caracterização no que diz respeito ao tipo de vinculação, tem-se que as vigas podem possuir vinculações engaste-engaste, engaste-livre, engaste-apoio, apoio-apoio e livre-livre. Na pesquisa foram abordadas vigas isostáticas e hiperestáticas, com vinculações do tipo engaste-engaste e apoio-apoio.

O elemento estrutural viga possui 6 graus de liberdade no espaço (plano x, y e z) como é demonstrado por Neves (2016) na Figura 3.4, sendo 3 translações e 3 rotações. Onde entende-se como grau de liberdade o número de coordenadas suficientes para determinar a sua posição no espaço.

Figura 3.4: Graus de liberdade do elemento estrutural viga.



Fonte: Adaptado de Neves, 2016.

3.5 MÉTODO DOS ELEMENTOS FINITOS (MEF)

De acordo com Ribeiro e Batista (2018), o Método dos Elementos Finitos (MEF) trata-se de uma análise numérica computacional, que permite resolver um problema complexo subdividindo-o em menores partes, analisando-o mais detalhadamente. Com o uso desse método, é possível substituir um número infinito de variáveis presentes no material da viga e no seu comportamento, por elementos que possam estimar comportamentos definidos. Essa divisão do elemento estrutural se dá de várias maneiras, podendo ocorrer em pequenos triângulos ou quadrados, os quais são chamados de elementos finitos. Todos esses elementos são unidos por nós e esse conjunto forma a malha que representará o elemento estrutural e seu comportamento.

Para realizar essa divisão da melhor maneira possível, tem-se que equilibrar a capacidade de processamento do computador que realizará a análise, com o tamanho dos elementos finitos presentes na malha. Tendo em vista que, a divisão da viga em elementos pequenos faz com que seja maior o número de elementos, as equações matemáticas que regem o comportamento físico da peça, irão apresentar uma análise bem próxima da exata.

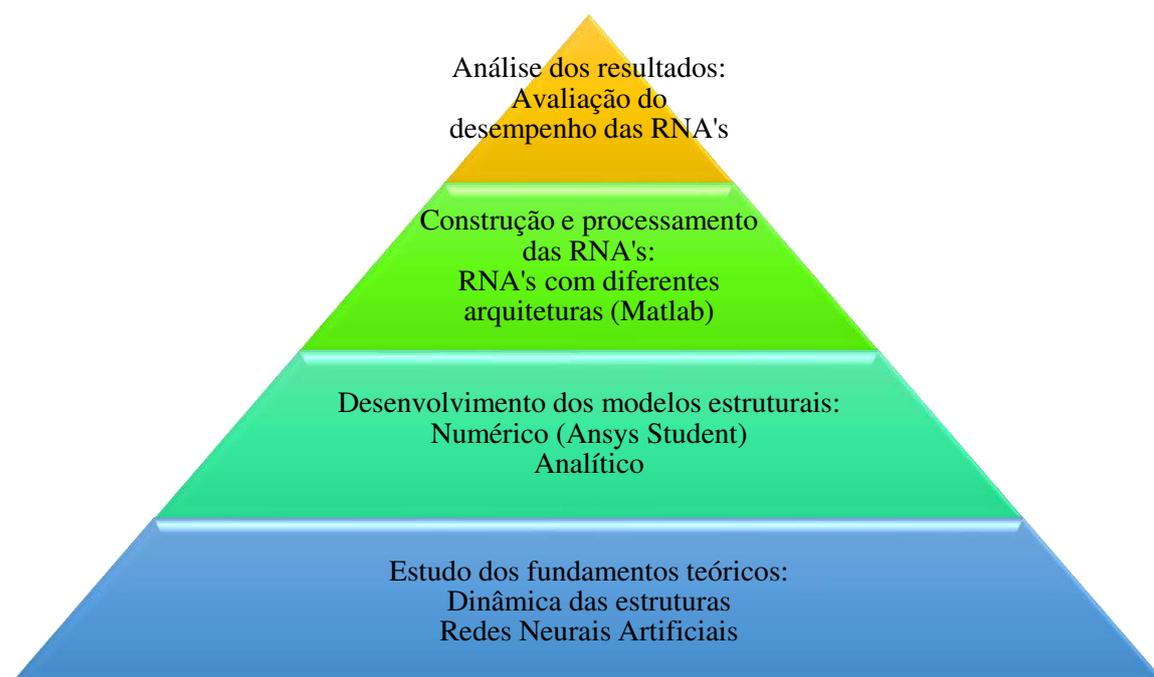
Neste trabalho, optou-se, para a realização desse estudo, o uso do *software* Ansys *Student* (Ansys® *Workbench Academic*, 18.1) para o desenvolvimento numérico dos modelos estruturais das vigas através do Método dos Elementos Finitos (MEF). Como o estudo se baseia na análise de parâmetros dinâmicos em vigas que contenham danos variáveis em sua extensão, o uso de um software que faça a simulação e análise numérica desse elemento estrutural é de uso coerente. Dessa forma, não será preciso criar diversas vigas reais em laboratório para a realização da pesquisa, economizando assim, tempo e custo. Por isso, cada vez mais opta-se por análises numéricas computacionais na comunidade acadêmica em geral.

Além disso, o software Ansys *Student* (Ansys® *Workbench Academic*, 18.1) possibilita diversos modos de análise estrutural, assim como, possui uma vasta liberdade de modelagem e ferramentas para simular da maneira mais fiel possível o objeto de estudo através de parâmetros de caracterização de materiais, condições climáticas, condições de contorno, cargas estáticas, cargas dinâmicas dentre outras configurações escolhidas pelo usuário.

4 METODOLOGIA

Para atingir os objetivos dessa pesquisa a metodologia adotada seguiu a ordem das quatro etapas indicadas na Figura 4.1. Que consistiram nas etapas de estudo dos fundamentos teóricos, desenvolvimento dos modelos estruturais, construção e processamento das RNAs e por fim a análise dos resultados. Para viabilizar a pesquisa, o aluno passou por uma fase primordial, correspondente ao estudo de conceitos teóricos envolvidos na proposta de trabalho, isto é, os fundamentos principais da Dinâmica das Estruturas e Redes Neurais Artificiais.

Figura 4.1: Etapas para o desenvolvimento do Trabalho de Conclusão de Curso.



Fonte: O autor, 2021.

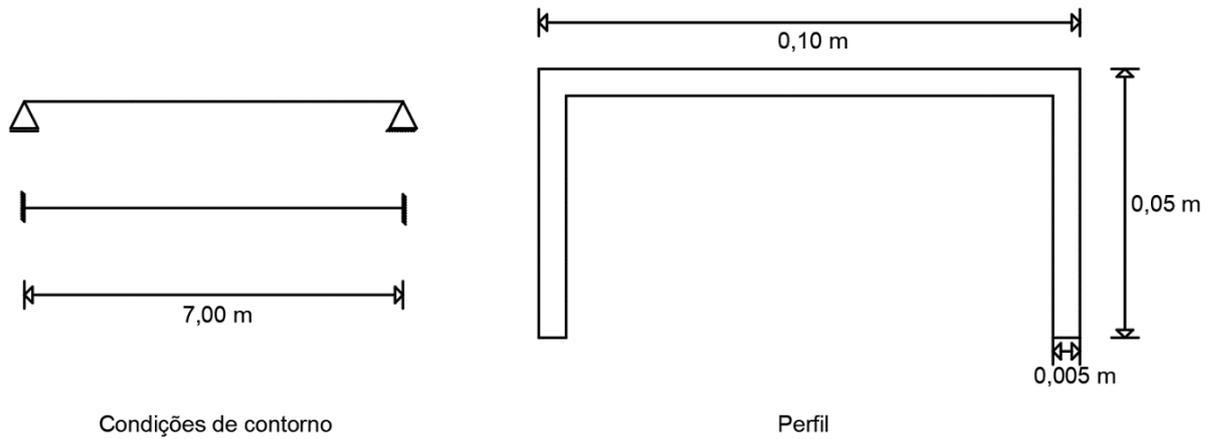
Ressalta-se, ainda, que o Trabalho de Conclusão de Curso se tratou de uma pesquisa desenvolvida numericamente e, portanto, não teve a necessidade de atividades práticas e/ou de campo.

4.1 DESENVOLVIMENTO DOS MODELOS ESTRUTURAIS

O desenvolvimento dos modelos estruturais numéricos e analíticos consiste na etapa da criação do sistema estrutural a ser estudado, isto é, uma viga metálica sob diferentes condições de contorno (apoio-apoio e engaste-engaste – vide, Figura 4.2), e integridade estrutural (presença de danos – vide, Figura 4.3). As características físicas e geométricas do modelo estrutural intacto estão evidenciadas na Tabela 4.1.

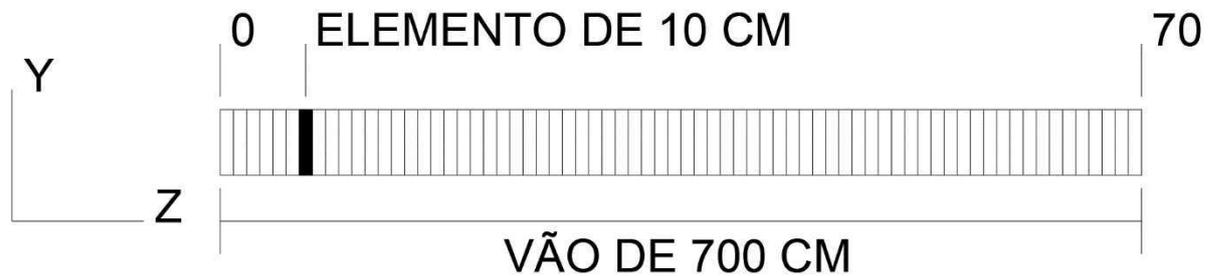
Para viabilizar a modelagem numérica, utilizou-se o *software Ansys Student* (Ansys® Academic, 18.1), uma vez que esta versão é de livre acesso aos estudantes, além de se tratar de um pacote computacional destinado à modelagem numérica e bem consolidado no campo da ciência.

Figura 4.2: Modelo estrutural a ser estudado na pesquisa.



Fonte: O autor (2021).

Figura 4.3: Modelo estrutural a ser estudado na pesquisa.



Fonte: O autor (2021).

Tabela 4.1: Características físicas e geométricas do modelo estrutural intacto

Área da seção transversal (m ²)	0,00095
Inércia no eixo X (m ⁴)	$2,25 \times 10^{-7}$
Inércia no eixo Y (m ⁴)	$1,43 \times 10^{-6}$
Módulo de elasticidade E (N/m ²)	$2,00 \times 10^{11}$
Coefficiente de Poisson (ν)	0,30
Comprimento do vão L (m)	7,00
Densidade do aço (Kg/m ³)	7.850

Fonte: O autor (2021).

A fim de validar os modelos numéricos, foram desenvolvidos os modelos analíticos, conforme literatura de Paz (1992), de modo que resultados foram comparados para atestar a confiabilidade da modelagem no *Ansys Student* e, assim, utilizar as propriedades dinâmicas para processamento e alimentação das RNA's.

Logo após o cálculo das frequências naturais analíticas, realizou-se uma redução da seção transversal dos modelos estruturais para simular os danos em alguns trechos escolhidos nas vigas. Ao todo, foram simulados 60 modelos, sendo 30 para a viga apoio – apoio e 30 para o outro modelo, isto é, a condição de contorno engaste – engaste. Na Tabela 4.2, 4.3, 4.4 e 4.5 pode-se observar uma síntese das porcentagens reduzidas na área da seção transversal de cada modelo danificado, assim como, a localização dos danos:

Tabela 4.2: Porcentagens reduzidas na seção transversal dos modelos danificados

Modelo	Porcentagem reduzida (%)
Viga apoio - apoio: Danificada a 10 cm de um apoio	5
Viga engaste - engaste: Danificada a 10 cm de um apoio	5
Viga apoio - apoio: Danificada a 20 cm de um apoio	5
Viga engaste - engaste: Danificada a 20 cm de um apoio	5
Viga apoio - apoio: Danificada a 30 cm de um apoio	5
Viga engaste - engaste: Danificada a 30 cm de um apoio	5
Viga apoio - apoio: Danificada a 40 cm de um apoio	5
Viga engaste - engaste: Danificada a 40 cm de um apoio	5
Viga apoio - apoio: Danificada a 50 cm de um apoio	5
Viga engaste - engaste: Danificada a 50 cm de um apoio	5
Viga apoio - apoio: Danificada a 380 cm de um apoio	5
Viga engaste - engaste: Danificada a 380 cm de um apoio	5
Viga apoio - apoio: Danificada a 390 cm de um apoio	5
Viga engaste - engaste: Danificada a 390 cm de um apoio	5
Viga apoio - apoio: Danificada a 400 cm de um apoio	5
Viga engaste - engaste: Danificada a 400 cm de um apoio	5

Fonte: O autor (2021).

Tabela 4.3: Porcentagens reduzidas na seção transversal dos modelos danificados

Modelo	Porcentagem reduzida (%)
Viga apoio - apoio: Danificada a 410 cm de um apoio	5
Viga engaste - engaste: Danificada a 410 cm de um apoio	5
Viga apoio - apoio: Danificada a 420 cm de um apoio	5
Viga engaste - engaste: Danificada a 420 cm de um apoio	5
Viga apoio - apoio: Danificada a 430 cm de um apoio	5
Viga engaste - engaste: Danificada a 430 cm de um apoio	5
Viga apoio - apoio: Danificada a 440 cm de um apoio	5
Viga engaste - engaste: Danificada a 440 cm de um apoio	5
Viga apoio - apoio: Danificada a 450 cm de um apoio	5

Viga engaste - engaste: Danificada a 450 cm de um apoio	5
Viga apoio - apoio: Danificada no centro do vão	5
Viga engaste - engaste: Danificada no centro do vão	5
Viga apoio - apoio: Danificada a 0,25 do vão	5
Viga engaste - engaste: Danificada a 0,25 do vão	5

Fonte: O autor (2021).

Tabela 4.4: Porcentagens reduzidas na seção transversal dos modelos danificados

Modelo	Porcentagem reduzida (%)
Viga apoio - apoio: Danificada a 10 cm de um apoio	10
Viga engaste - engaste: Danificada a 10 cm de um apoio	10
Viga apoio - apoio: Danificada a 20 cm de um apoio	10
Viga engaste - engaste: Danificada a 20 cm de um apoio	10
Viga apoio - apoio: Danificada a 30 cm de um apoio	10
Viga engaste - engaste: Danificada a 30 cm de um apoio	10
Viga apoio - apoio: Danificada a 40 cm de um apoio	10
Viga engaste - engaste: Danificada a 40 cm de um apoio	10
Viga apoio - apoio: Danificada a 50 cm de um apoio	10
Viga engaste - engaste: Danificada a 50 cm de um apoio	10
Viga apoio - apoio: Danificada a 380 cm de um apoio	10
Viga engaste - engaste: Danificada a 380 cm de um apoio	10
Viga apoio - apoio: Danificada a 390 cm de um apoio	10
Viga engaste - engaste: Danificada a 390 cm de um apoio	10
Viga apoio - apoio: Danificada a 400 cm de um apoio	10
Viga engaste - engaste: Danificada a 400 cm de um apoio	10

Fonte: O autor (2021).

Tabela 4.5: Porcentagens reduzidas na seção transversal dos modelos danificados

Modelo	Porcentagem reduzida (%)
Viga apoio - apoio: Danificada a 410 cm de um apoio	10
Viga engaste - engaste: Danificada a 410 cm de um apoio	10
Viga apoio - apoio: Danificada a 420 cm de um apoio	10
Viga engaste - engaste: Danificada a 420 cm de um apoio	10
Viga apoio - apoio: Danificada a 430 cm de um apoio	10
Viga engaste - engaste: Danificada a 430 cm de um apoio	10
Viga apoio - apoio: Danificada a 440 cm de um apoio	10
Viga engaste - engaste: Danificada a 440 cm de um apoio	10
Viga apoio - apoio: Danificada a 450 cm de um apoio	10
Viga engaste - engaste: Danificada a 450 cm de um apoio	10
Viga apoio - apoio: Danificada no centro do vão	10
Viga engaste - engaste: Danificada no centro do vão	10
Viga apoio - apoio: Danificada a 0,25 do vão	10
Viga engaste - engaste: Danificada a 0,25 do vão	10

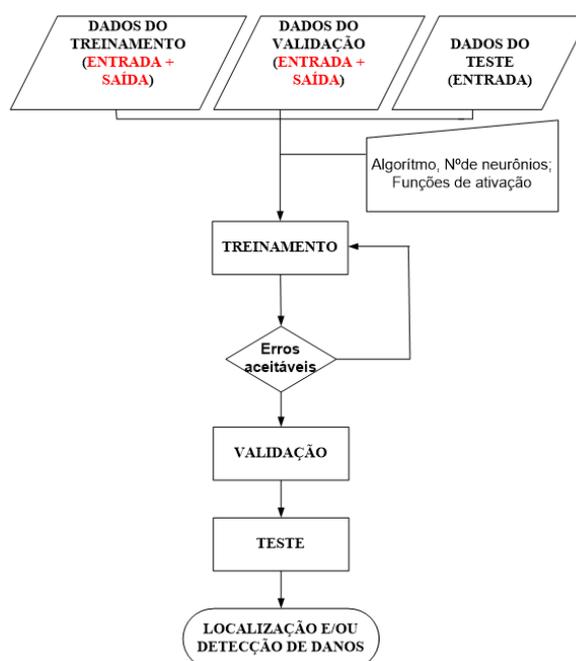
Fonte: O autor (2021).

Após estabelecer a porcentagem e a localização dos danos para todos os modelos de vigas, seguiu-se para a modelagem de todos os casos de vigas danificadas e intactas, assim como, a análise modal através da ferramenta *Ansys Student* (Ansys® Academic, 18.1) para que desta maneira fosse possível obter os modos de vibração e as frequências naturais para comparação a posteriori.

4.2 CONSTRUÇÃO E PROCESSAMENTO DAS RNAS

A fase da pesquisa posterior ao desenvolvimento dos modelos estruturais foi a de construção e processamento das Redes Neurais Artificiais (RNA's). A construção das RNA's se deu através do *software* MatLab devido a facilidade de uso, a disponibilidade de bibliotecas específicas e do contato prévio do aluno com o *software* em componentes curriculares do curso de Engenharia Civil. No *software*, é possível executar, visualizar e simular a construção de Redes Neurais Artificiais em diferentes cenários desejados pelo pesquisador. Para esta pesquisa foi utilizada a Rede Neural Artificial do tipo *Backpropagation*, que tem como principal característica a retro propagação do erro para melhor aprendizado.

Figura 4.4: Etapas do algoritmo de uma RNA.



Fonte: Marcy (2017).

Em um contexto macro, a construção e processamento das RNA's de acordo com Marcy (2017), seguem as etapas evidenciadas no fluxograma da Figura 4.4. A construção se deu, inicialmente, com o fornecimento das frequências naturais das vigas, ou seja, os dados de entrada da rede foram as propriedades dinâmicas dos modelos estruturais danificados.

Após a apresentação e inserção dos dados de entrada, foram escolhidas as configurações de processamento da rede neural, como o número de neurônios da camada de processamento, tipos de funções de ativação, número de iterações e taxa de aprendizado, para que após configurada a rede, pudesse se dar início ao treinamento da rede.

Para o treinamento das Redes Neurais, através do processamento iterativo, o algoritmo da rede busca estabelecer padrões contidos nos dados de entrada e nas respostas fornecidas, e assim observar qual a magnitude do erro encontrado em cada processamento da rede. Para cada modelagem estrutural obteve-se dados de entrada para o cenário intacto e com danos na seção transversal, para que dessa maneira fosse possível construir um banco de dados representativo de diversos cenários para possibilitar um aprendizado coerente a rede neural.

Após o treinamento das RNA's, foi verificado se os erros de processamento estavam dentro de um intervalo aceitável, para que dessa forma se pudesse adentrar na fase de validação da rede. Na fase de validação da rede, foram inseridos novos dados de entrada (frequências naturais do elemento danificado) que não foram utilizados no treinamento, para verificar se a rede foi capaz de identificar e localizar o dano corretamente no modelo estrutural.

Sendo assim, como evidenciado acima, para cada modelo estrutural foram criadas Redes Neurais Artificiais, seguindo a ordem cronológica do fluxograma da Figura 4.4.

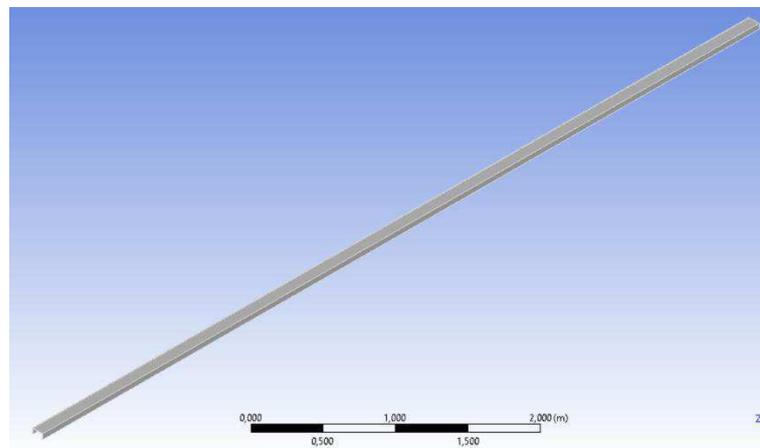
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

A partir do que foi discutido e exposto anteriormente, deve-se analisar os resultados finais obtidos na pesquisa.

5.1 ANÁLISE NUMÉRICA E ANALÍTICA DOS MODELOS INTACTOS E DANIFICADOS

Para início, deve-se observar a viga evidenciada na Figura 5.1 com vínculos de apoio-apoio modelada no *Ansys Student*.

Figura 5.1: Viga intacta com vínculos de apoio-apoio



Fonte: O autor (2021).

Após a modelagem no *software*, pode-se comparar as frequências naturais obtidas numericamente e analiticamente para o modelo de viga intacta com vínculos de apoio-apoio, expostas na Tabela 5.1.

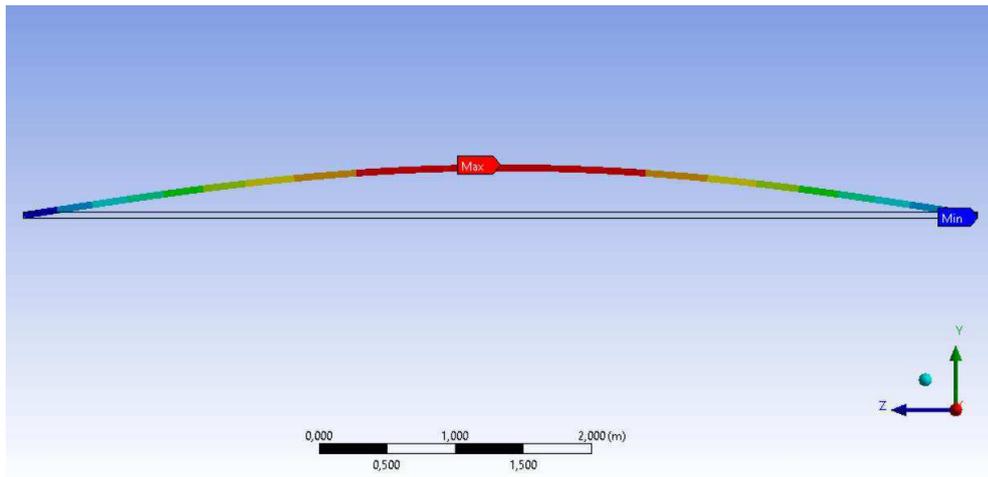
Tabela 5.1: Comparação de frequências naturais numéricas e analíticas para vínculos de apoio-apoio

Modo	Frequências naturais analíticas			Numérica		
	Cn	$\sqrt{\left(\frac{EI}{mL^4}\right)}$	$Cn \sqrt{\left(\frac{EI}{mL^4}\right)}$	Frequência analítica (Hz)	Frequência numérica (Hz)	Erro (%)
1	9,8696	0,2438	15,12	2,4058	2,4891	3,46
2	39,4784	0,2438	60,46	9,6230	9,9432	3,33
3	88,8264	0,2438	136,04	21,6518	22,3210	3,09
4	157,9137	0,2438	241,85	38,4921	39,5460	2,74
5	246,7401	0,2438	377,90	60,1439	61,4800	2,22

Fonte: O autor (2021).

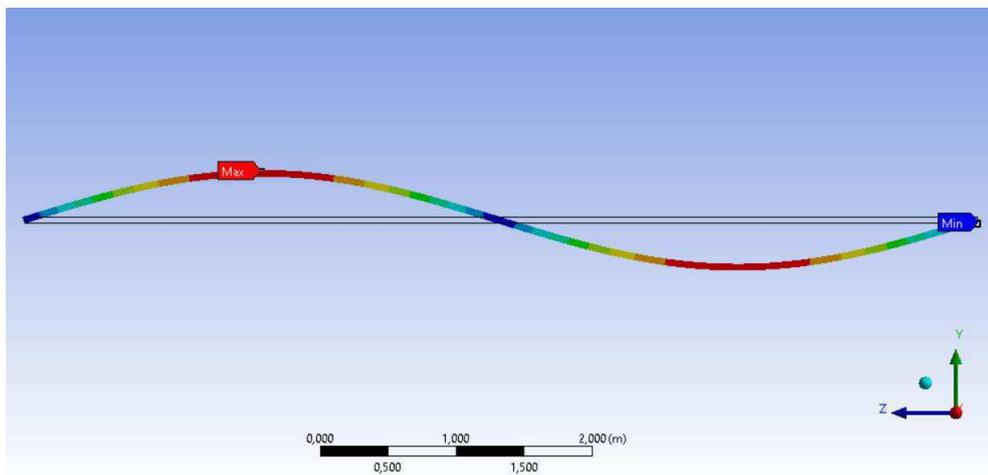
Como ficou evidenciado na Tabela 5.1, o maior erro foi de 3,46% e, portanto, o modelo pode ser considerado representativo. Além disso, por meio do *software Ansys* foi possível obter os modos de vibração evidenciados de maneira gráfica nas Figuras 5.2, 5.3, 5.4, 5.5 e 5.6, assim como, os pontos máximos e mínimos de deslocamento na viga.

Figura 5.2: Modo de vibração 1 do modelo apoio-apoio



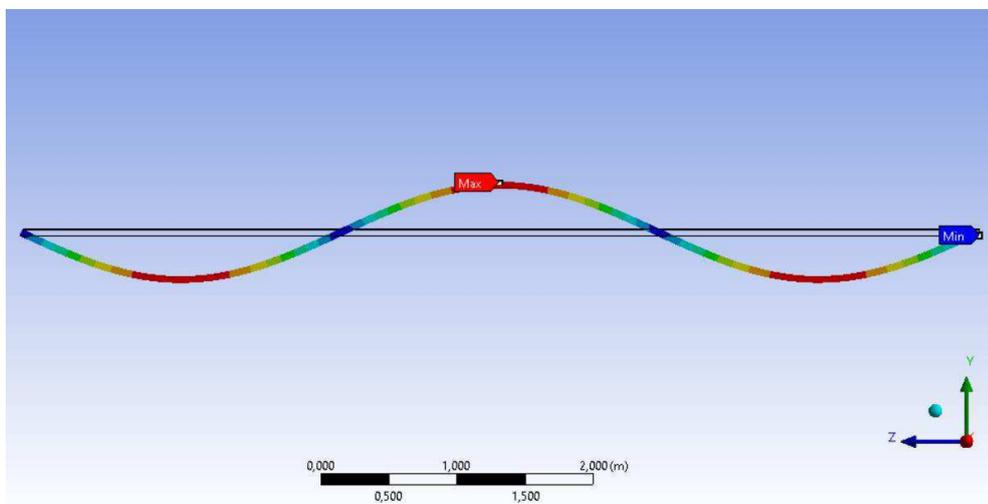
Fonte: O autor (2021).

Figura 5.3: Modo de vibração 2 do modelo apoio-apoio



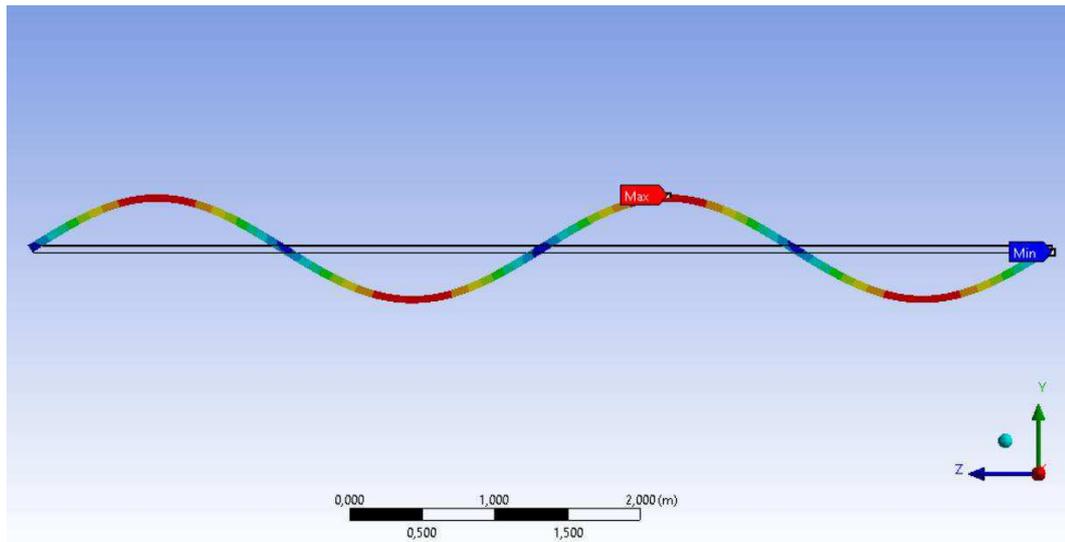
Fonte: O autor (2021).

Figura 5.4: Modo de vibração 3 do modelo apoio-apoio



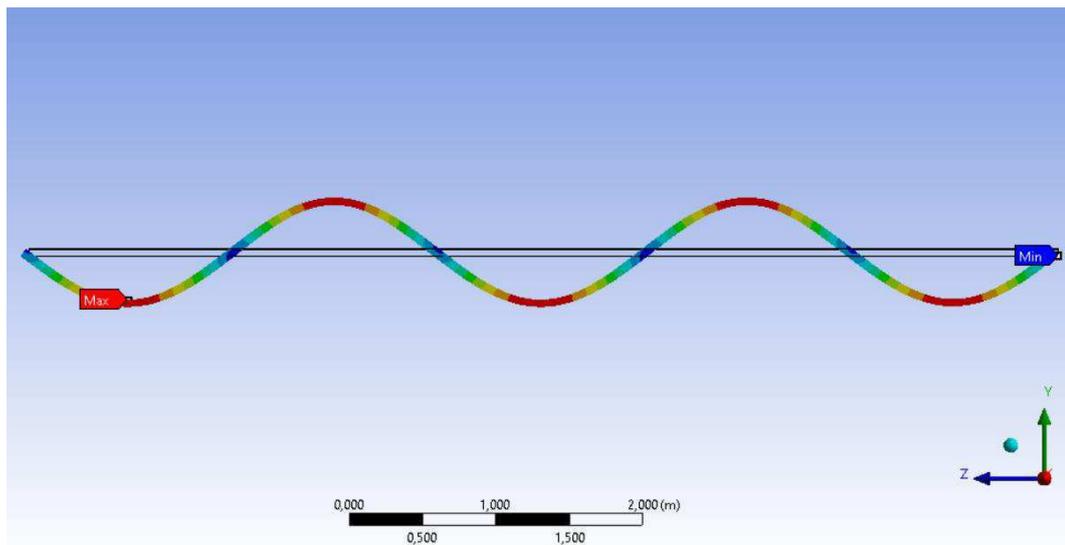
Fonte: O autor (2021).

Figura 5.5: Modo de vibração 4 do modelo apoio-apoio



Fonte: O autor (2021).

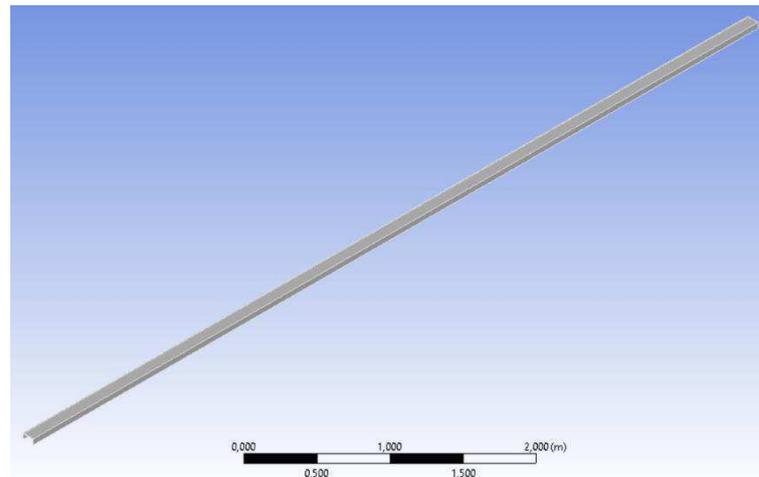
Figura 5.6: Modo de vibração 5 do modelo apoio-apoio



Fonte: O autor (2021).

Após isso, deve-se observar a viga evidenciada na Figura 5.7 com vínculos de engaste-
engaste modelada no *Ansys*.

Figura 5.7: Viga intacta com vínculos de engaste-engaste



Fonte: O autor (2021).

Após a modelagem no *software*, pode-se comparar as frequências naturais obtidas numericamente e analiticamente para o modelo de viga intacta com vínculos de engaste-engaste, expostas na Tabela 5.2.

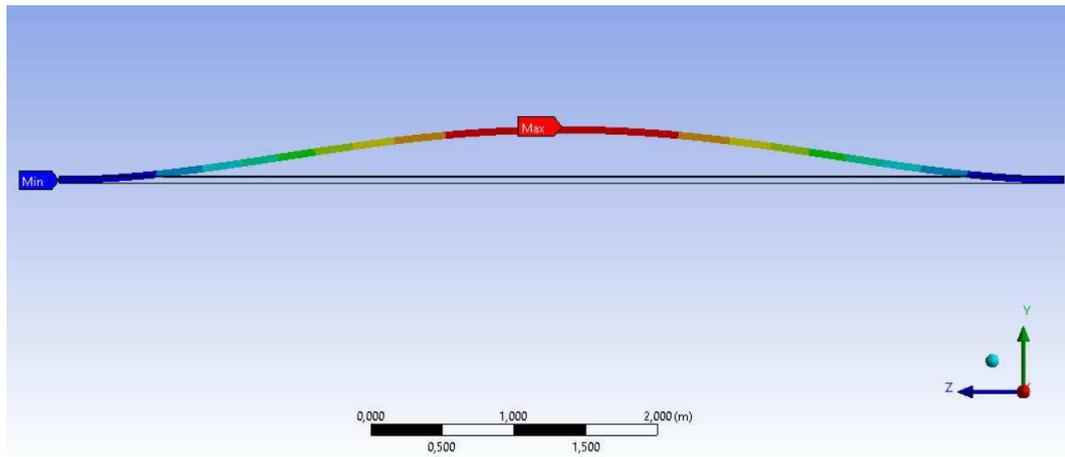
Tabela 5.2: Comparação de frequências naturais numéricas e analíticas para vínculos de engaste-engaste

Modo	Frequências naturais analíticas			Numérica		
	Cn	$\sqrt{\left(\frac{EI}{mL^4}\right)}$	$Cn \sqrt{\left(\frac{EI}{mL^4}\right)}$	Frequência analítica (Hz)	Frequência numérica (Hz)	Erro (%)
1	22,3730	0,2438	34,27	5,4535	5,6432	3,48
2	61,6780	0,2438	94,46	15,0343	15,5390	3,36
3	120,9034	0,2438	185,17	29,4707	30,4180	3,21
4	199,8694	0,2438	306,11	48,7190	50,1870	3,01
5	298,5555	0,2438	457,25	72,7742	74,7920	2,77

Fonte: O autor (2021).

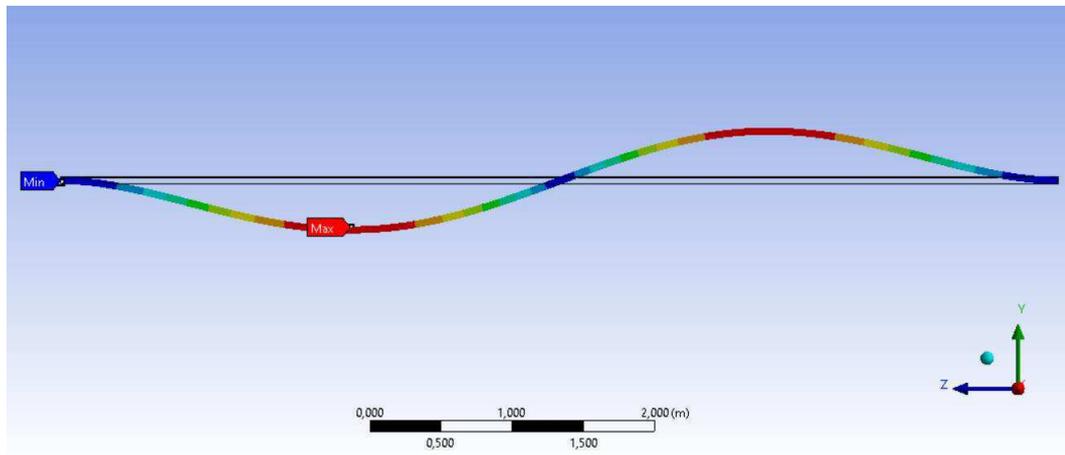
Como ficou evidenciado na Tabela 5.2, o maior erro foi de 3,48% e, portanto, o modelo pode ser considerado representativo. Além disso, por meio do *software Ansys* foi possível obter os modos de vibração evidenciados de maneira gráfica nas Figuras 5.8, 5.9, 5.10, 5.11 e 5.12, assim como, os pontos máximos e mínimos de deslocamento na viga.

Figura 5.8: Modo de vibração 1 do modelo engaste-engaste



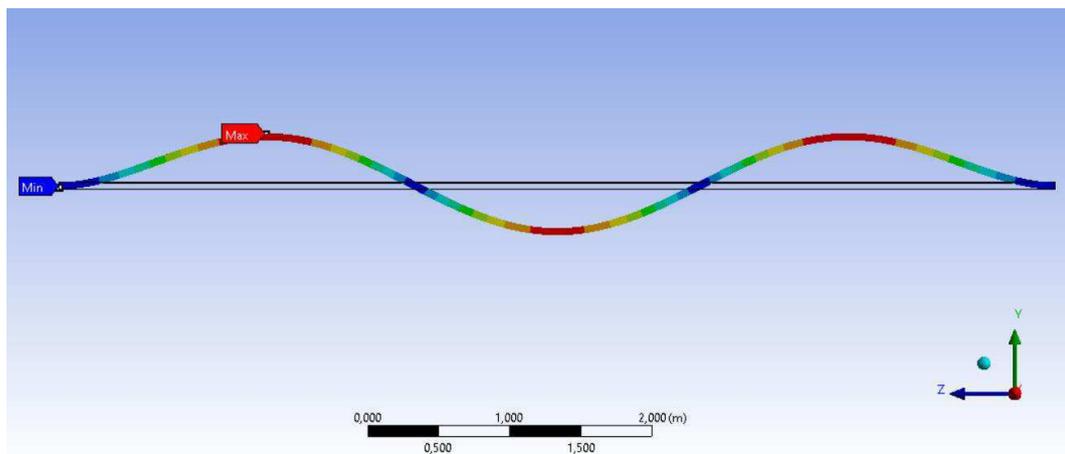
Fonte: O autor (2021).

Figura 5.9: Modo de vibração 2 do modelo engaste-engaste



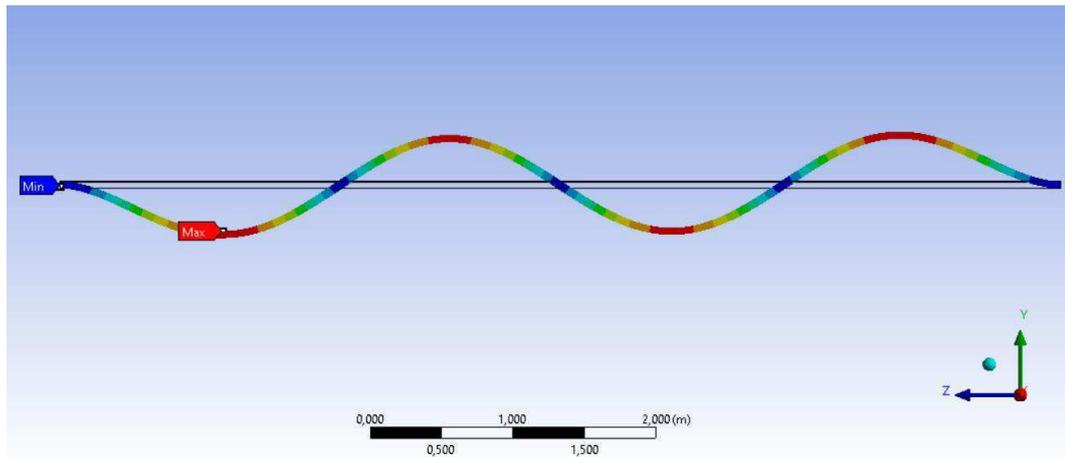
Fonte: O autor (2021).

Figura 5.10: Modo de vibração 3 do modelo engaste-engaste



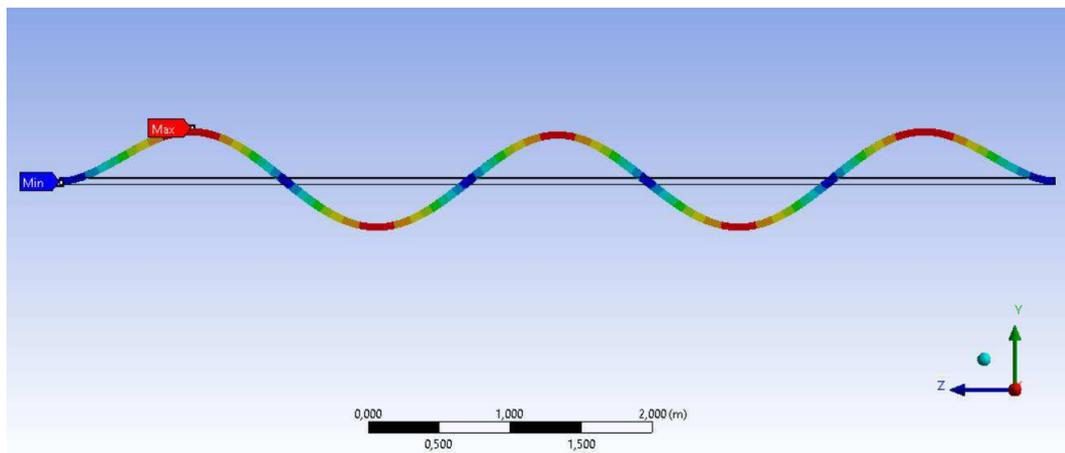
Fonte: O autor (2021).

Figura 5.11: Modo de vibração 4 do modelo engaste-engaste



Fonte: O autor (2021).

Figura 5.12: Modo de vibração 5 do modelo engaste-engaste



Fonte: O autor (2021).

Após definir as porcentagens de danos em 5% e 10%, foram causados danos ao longo da altura das seções transversais em cada modelo de viga exposto anteriormente. A Tabela 5.3 mostra um comparativo entre as propriedades geométricas das seções transversais intactas e danificadas.

Tabela 5.3: Comparativo entre as propriedades geométricas das seções transversais

Modelos de seção transversal	Intacta	Dano de 5%	Dano de 10%	Redução 5% (%)	Redução 10% (%)
Área da seção transversal (m ²)	0,00095	0,0009025	0,000855	5,00	10,00
Inércia no eixo X (m ⁴)	$2,25 \times 10^{-7}$	$1,70 \times 10^{-7}$	$1,24 \times 10^{-7}$	24,44	44,89
Inércia no eixo Y (m ⁴)	$1,43 \times 10^{-6}$	$1,33 \times 10^{-6}$	$1,22 \times 10^{-6}$	6,99	14,69
Módulo de elasticidade E (N/m ²)	$2,00 \times 10^{11}$	$2,00 \times 10^{11}$	$2,00 \times 10^{11}$	0	0
Coefficiente de Poisson (ν)	0,30	0,30	0,30	0	0
Comprimento do vão L (m)	7,00	7,00	7,00	0	0
Densidade do aço (Kg/m ³)	7.850	7.850	7.850	0	0

Fonte: O autor (2021).

Assim como obteve-se as frequências naturais para os modelos de vigas intactas, obtiveram-se as frequências naturais numéricas para os 60 modelos de vigas danificados ilustradas a seguir.

5.1.1 Condição de contorno apoio-apoio

Para a condição de contorno apoio-apoio, obteve-se as frequências naturais, para os modos de vibração de flexão, dos 30 modelos de vigas danificados evidenciados nas Tabelas 5.4, 5.5, 5.6, 5.7 e 5.8.

Tabela 5.4: Frequências naturais numéricas do modelo apoio-apoio danificado

Danificada a 10 cm e 5%	Danificada a 20 cm e 5%	Danificada a 30 cm e 5%	Danificada a 40 cm e 5%	Danificada a 50 cm e 5%	Danificada a 380 cm e 5%
Frequência (Hz)					
2,49	2,4899	2,4898	2,4896	2,4894	2,4805
9,9568	9,9555	9,9537	9,9514	9,9487	9,9537
22,391	22,385	22,376	22,366	22,355	22,326
39,778	39,759	39,735	39,708	39,681	39,736
62,095	62,053	62,001	61,95	61,909	62,003

Fonte: O autor (2021).

Tabela 5.5: Frequências naturais numéricas do modelo apoio-apoio danificado

Danificada a 390 cm e 5%	Danificada a 400 cm e 5%	Danificada a 410 cm e 5%	Danificada a 420 cm e 5%	Danificada a 430 cm e 5%	Danificada a 440 cm e 5%
Frequência (Hz)					
2,4806	2,4808	2,481	2,4813	2,4816	2,4819
9,9515	9,9487	9,9457	9,9424	9,9389	9,9355
22,336	22,347	22,359	22,37	22,38	22,387
39,709	39,682	39,66	39,644	39,636	39,639
62,055	62,096	62,119	62,119	62,096	62,055

Fonte: O autor (2021).

Tabela 5.6: Frequências naturais numéricas do modelo apoio-apoio danificado

Danificada a 450 cm e 5%	Danificada no centro e 5%	Danificada a ¼ e 5%	Danificada a 10 cm e 10%	Danificada a 20 cm e 10%	Danificada a 30 cm e 10%
Frequência (Hz)	Frequência (Hz)	Frequência (Hz)	Frequência (Hz)	Frequência (Hz)	Frequência (Hz)
2,4822	2,4802	2,4851	2,4899	2,4897	2,4894
9,9321	9,9575	9,9186	9,9556	9,9524	9,9477
22,392	22,308	22,351	22,385	22,369	22,347
39,65	39,789	39,789	39,759	39,712	39,649
62,004	61,886	62,003	62,051	61,943	61,809

Fonte: O autor (2021).

Tabela 5.7: Frequências naturais numéricas do modelo apoio-apoio danificado

Danificada a 40 cm e 10%	Danificada a 50 cm e 10%	Danificada a 380 cm e 10%	Danificada a 390 cm e 10%	Danificada a 400 cm e 10%	Danificada a 410 cm e 10%
Frequência (Hz)	Frequência (Hz)	Frequência (Hz)	Frequência (Hz)	Frequência (Hz)	Frequência (Hz)
2,489	2,4885	2,4654	2,4658	2,4663	2,4669
9,9417	9,9345	9,9479	9,942	9,9351	9,9272
22,32	22,291	22,232	22,245	22,274	22,303
39,579	39,511	39,655	39,587	39,521	39,464
61,679	61,58	61,823	61,951	62,055	62,113

Fonte: O autor (2021).

Tabela 5.8: Frequências naturais numéricas do modelo apoio-apoio danificado

Danificada a 420 cm e 10%	Danificada a 430 cm e 10%	Danificada a 440 cm e 10%	Danificada a 450 cm e 10%	Danificada no centro e 10%	Danificada a ¼ e 10%
Frequência (Hz)	Frequência (Hz)				
2,4675	2,4682	2,4691	2,4699	2,4648	2,4773
9,9188	9,91	9,9012	9,8926	9,9574	9,8581
22,332	22,356	22,376	22,389	22,175	22,285
39,423	39,405	39,41	39,438	39,788	39,788
62,113	62,056	61,954	61,827	61,529	61,818

Fonte: O autor (2021).

Portanto, para o modelo de viga com vinculação apoio-apoio escolheu-se para identificação do dano através do uso da rede neural a viga danificada no centro (350 cm de distância do apoio) e com dano de 10% como pode ser observado no destaque da Tabela 5.8. Com isso, as demais vigas foram utilizadas para treinamento da rede neural utilizada no modelo de vinculação apoio-apoio.

5.1.2 Condição de contorno engaste-engaste

Para a condição de contorno engaste-engaste, obtiveram-se as frequências naturais, para os modos de vibração de flexão, dos 30 modelos de vigas danificados evidenciados nas Tabelas 5.9, 5.10, 5.11, 5.12 e 5.13.

Tabela 5.9: Frequências naturais numéricas do modelo engaste-engaste danificado

Danificada a 10 cm e 5%	Danificada a 20 cm e 5%	Danificada a 30 cm e 5%	Danificada a 40 cm e 5%	Danificada a 50 cm e 5%	Danificada a 380 cm e 5%
Frequência (Hz)					
5,6015	5,6074	5,6128	5,6177	5,6223	5,6301
15,452	15,476	15,496	15,514	15,528	15,54
30,304	30,362	30,406	30,438	30,458	30,375
50,101	50,206	50,276	50,315	50,325	50,235
74,831	74,992	75,081	75,104	75,075	74,971

Fonte: O autor (2021).

Tabela 5.10: Frequências naturais numéricas do modelo engaste-engaste danificado

Danificada a 390 cm e 5%	Danificada a 400 cm e 5%	Danificada a 410 cm e 5%	Danificada a 420 cm e 5%	Danificada a 430 cm e 5%	Danificada a 440 cm e 5%
Frequência (Hz)					
5,6309	5,6317	5,6327	5,6339	5,6351	5,6363
15,535	15,53	15,524	15,518	15,512	15,507
30,392	30,411	30,429	30,444	30,455	30,461
50,196	50,161	50,136	50,123	50,126	50,144
75,035	75,078	75,091	75,069	75,019	74,952

Fonte: O autor (2021).

Tabela 5.11: Frequências naturais numéricas do modelo engaste-engaste danificado

Danificada a 450 cm e 5%	Danificada no centro e 5%	Danificada a ¼ e 5%	Danificada a 10 cm e 10%	Danificada a 20 cm e 10%	Danificada a 30 cm e 10%
Frequência (Hz)	Frequência (Hz)	Frequência (Hz)	Frequência (Hz)	Frequência (Hz)	Frequência (Hz)
5,6376	5,629	5,6441	5,5426	5,5565	5,5695
15,503	15,548	15,511	15,319	15,375	15,424
30,462	30,343	30,376	30,093	30,225	30,329
50,173	50,316	50,292	49,819	50,057	50,221
74,885	74,808	75,046	74,496	74,858	75,061

Fonte: O autor (2021).

Tabela 5.12: Frequências naturais numéricas do modelo engaste-engaste danificado

Danificada a 40 cm e 10%	Danificada a 50 cm e 10%	Danificada a 380 cm e 10%	Danificada a 390 cm e 10%	Danificada a 400 cm e 10%	Danificada a 410 cm e 10%
Frequência (Hz)	Frequência (Hz)	Frequência (Hz)	Frequência (Hz)	Frequência (Hz)	Frequência (Hz)
5,5814	5,5923	5,6087	5,6105	5,6128	5,6153
15,465	15,498	15,527	15,515	15,501	15,486
30,404	30,451	30,241	30,285	30,332	30,376
50,31	50,332	50,111	50,015	49,928	49,864
75,113	75,04	74,835	74,948	75,057	75,088

Fonte: O autor (2021).

Tabela 5.13: Frequências naturais numéricas do modelo engaste-engaste danificado

Danificada a 420 cm e 10%	Danificada a 430 cm e 10%	Danificada a 440 cm e 10%	Danificada a 450 cm e 10%	Danificada no centro e 10%	Danificada a ¼ e 10%
Frequência (Hz)	Frequência (Hz)				
5,6182	5,6213	5,6245	5,6278	5,6057	5,6449
15,471	15,456	15,443	15,433	15,548	15,451
30,415	30,443	30,459	30,461	30,162	30,243
49,833	49,839	49,882	49,956	50,315	50,255
75,034	74,91	74,745	74,691	74,384	74,975

Fonte: O autor (2021).

Portanto, para o modelo de viga com vinculação engaste-engaste escolheu-se para identificação do dano através do uso da rede neural a viga danificada a 1/4 de distância do segundo apoio e com dano de 10% como pode ser observado na Tabela 5.13. Com isso, as demais vigas foram utilizadas para treinamento da rede neural utilizada no modelo de vinculação engaste-engaste.

5.2 LOCALIZAÇÃO DOS DANOS COM AS REDES NEURAI ARTIFICIAIS

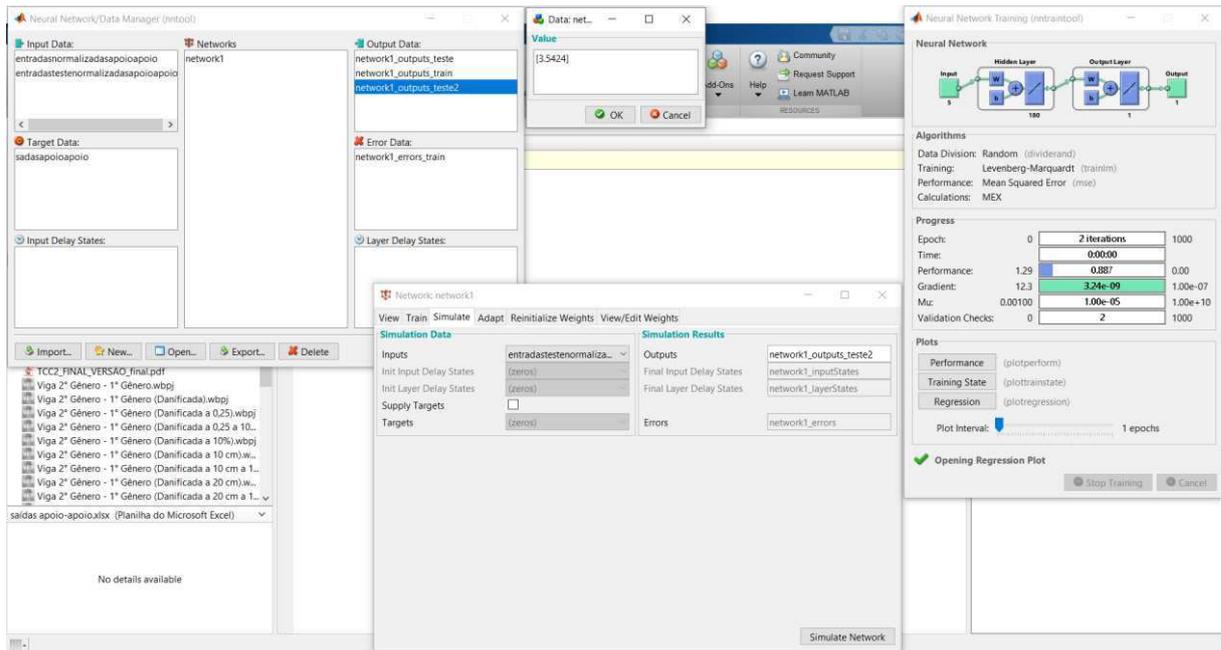
Após definir anteriormente quais modelos seriam utilizados para treinamento das redes neurais e quais modelos seriam utilizados para identificação dos danos, construiu-se as redes neurais para cada condição de contorno variando-se, através do *software* MatLab, a quantidade de neurônios e as funções de ativação de entrada e saída de cada rede.

Com isso, tem-se nas Figuras 5.13 e 5.14 os resultados fornecidos pelas redes neurais na identificação dos danos para cada condição de apoio.

5.2.1 Condição de contorno apoio-apoio

Como pode-se observar na Figura 5.13, a rede neural para condição de contorno apoio-apoio teve como função de ativação de entrada “purelin”, função de ativação de saída “purelin” e 180 neurônios na camada de processamento.

Figura 5.13: Identificação do dano através da rede neural para condição apoio-apoio



Fonte: O autor (2021).

A partir disso, tem-se que a viga escolhida para condição de contorno apoio-apoio sofreu um dano no elemento estrutural que abrangia a viga de 345 cm a 355 cm do apoio, e a rede neural conseguiu identificar o dano a 354,24 cm do apoio, com isso, tem-se que obteve-se êxito nesse modelo de viga com tipo de vinculação apoio-apoio. Isso pode ser observado de maneira mais clara na Tabela 5.14 a seguir:

Tabela 5.14: Localização do dano pela Rede Neural Artificial para condição apoio-apoio

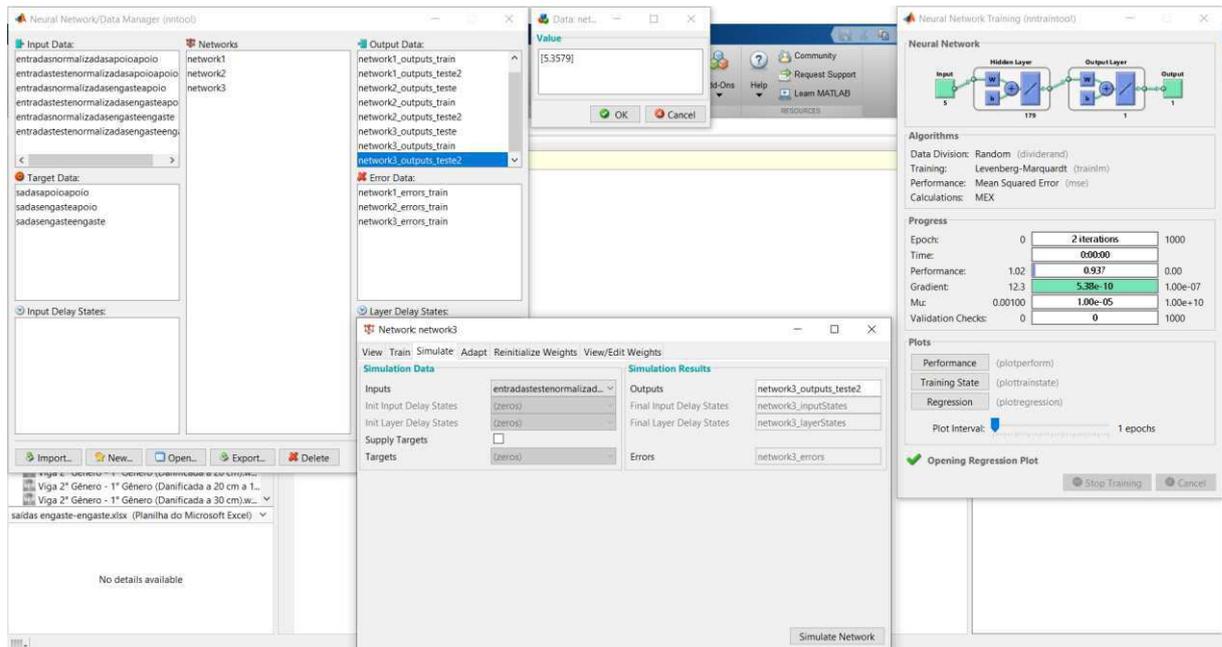
Local do dano			
Local do dano real	identificado pela Rede Neural Artificial	Erro absoluto	Erro percentual
345 cm a 355 cm	354,24 cm	0 cm	0,00 %

Fonte: O autor (2021).

5.2.2 Condição de contorno engaste-engaste

Como pode-se observar na Figura 5.14, a rede neural para condição de contorno engaste-engaste teve como função de ativação de entrada “purelin”, função de ativação de saída “purelin” e 179 neurônios na camada de processamento.

Figura 5.14: Identificação do dano através da rede neural para condição engaste-engaste



Fonte: O autor (2021).

A partir disso, tem-se que a viga escolhida para condição de contorno engaste-engaste sofreu um dano no elemento estrutural que abrangia a viga de 520 cm a 530 cm do apoio, e a rede neural conseguiu identificar o dano a 535,79 cm do apoio, com isso, observou-se êxito nesse modelo de viga com tipo de vinculação engaste-engaste, tendo em vista que em um comprimento de 700 cm a rede neural identificou o dano cerca de 5,79 cm após o dano real, o que representa um erro de apenas 0,83% do comprimento total da viga. Isso pode ser observado de maneira mais clara na Tabela 5.15 a seguir:

Tabela 5.15: Localização do dano pela Rede Neural Artificial para condição engaste-engaste

Local do dano			
Local do dano real	identificado pela Rede Neural Artificial	Erro absoluto	Erro percentual
520 cm a 530 cm	535,79 cm	5,79 cm	0,83 %

Fonte: O autor (2021).

6 CONCLUSÃO

De acordo com o que foi explanado nos tópicos anteriores desta pesquisa, as características e propriedades dinâmicas de uma estrutura podem revelar diversos aspectos de funcionamento e comportamento de uma estrutura monitorada numericamente de forma constante. Dessa maneira, optou-se por pesquisar até que ponto, alterações nas características dinâmicas da estrutura, auxiliariam no diagnóstico de danos estruturais através do uso da modelagem numérica de uma viga metálica em conjunto com a modelagem de Redes Neurais Artificiais (RNA's).

Dessa forma, para pôr em prova o uso dessas técnicas na detecção de danos, foram estudados modelos de vigas com geometria definida e com diferentes magnitudes de danos na seção transversal, assim como, diferentes posições desses danos.

6.1 DESENVOLVIMENTO DE MODELOS NUMÉRICOS E ANALÍTICOS

O desenvolvimento dos modelos das vigas usadas no estudo ocorreu de forma bem sucedida tanto analiticamente através da bibliografia de Paz (1992), quanto numericamente através do *software Ansys Student*, tendo em vista que, ao se comparar as propriedades dinâmicas obtidas a partir dos modelos analíticos e numéricos obteve-se como diferença máxima de 3,48% na condição de contorno de engaste-engaste.

6.2 DESENVOLVIMENTO DAS RNA's PARA DETECÇÃO DE DANOS

A partir do desenvolvimento e comparação bem-sucedida dos modelos numéricos e analíticos, foi possível utilizar as propriedades dinâmicas dos modelos numéricos como dados de alimentação e treinamento para as Redes Neurais Artificiais e definir o algoritmo *backpropagation* para detecção de danos estruturais.

Com isso, tem-se que o uso das técnicas da Inteligência Artificial, especificamente o uso das RNA's, para detecção de danos na estrutura objeto do estudo foi bastante satisfatória, tendo em vista que, a diferença máxima entre a detecção do dano real e a detecção do dano através das redes neurais, foi de 0,83% para o modelo de engaste-engaste e nenhuma diferença para o modelo apoio-apoio.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALCÂNTARA JUNIOR, Érbes Santos de. **O impacto do Programa Minha Casa Minha Vida no setor da construção civil**. 2019. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Civil) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Campo Mourão, 2019.

Ansys® Academic, 18.1.

ARAUJO, Elias de Moura; BANDEIRA, Josué de Paula. **Previsão de ICMS por Rede Neural Backpropagation**. 2019. 141 f. TCC (Graduação) - Curso de Bacharelado em Informática, Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás Campus Inhumas, Inhumas, Goiás, 2019.

ASTORGA, Ariana Lucia; GUÉGUEN, Philippe; RIVIÈRE, Jacques; KASHIMA, Toshihide; JOHNSON, Paul Allan. **Recovery of the resonance frequency of buildings following strong seismic deformation as a proxy for structural health**. Structural Health Monitoring, [S.L.], v. 18, n. 5-6, p. 1966-1981, 8 jan. 2019. SAGE Publications. <http://dx.doi.org/10.1177/1475921718820770>.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. NBR 6118: **Projeto de estruturas de concreto — Procedimento**. Rio de Janeiro: Abnt, 2014. 238 p.

AVCI, Onur; ABDELJABER, Osama; KIRANYAZ, Serkan; HUSSEIN, Mohammed; GABBOUJ, Moncef; INMAN, Daniel J.. **A review of vibration-based damage detection in civil structures: from traditional methods to machine learning and deep learning applications**. Mechanical Systems And Signal Processing, [S.L.], v. 147, p. 107077, jan. 2021. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ymsp.2020.107077>.

AVCI, Onur; ABDELJABER, Osama; KIRANYAZ, Serkan; INMAN, Daniel. **Structural Damage Detection in Real Time: implementation of 1d convolutional neural networks for shm applications**. Structural Health Monitoring & Damage Detection, Volume 7, [S.L.], p. 49-54, 2017. Springer International Publishing. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-54109-9_6.

BREGA, José Remo Ferreira. **A utilização de redes neurais artificiais em um sistema de gerência de pavimentos**. 1996. 262 f. Tese (Doutorado) - Curso de Engenharia de Transportes, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 1996.

CARDOSO, Rharã; CURY, Alexandre; BARBOSA, Flávio. **A robust methodology for modal parameters estimation applied to SHM**. Mechanical Systems And Signal Processing, [S.L.], v. 95, p. 24-41, out. 2017. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ymsp.2017.03.021>.

ELTOUNY, K.; LIANG, X.. **A nonparametric unsupervised learning approach for structural damage detection**. In: World Conference on Earthquake Engineering, 17., 2020, Sendai, Japan. 17wcee. Sendai, Japan: 17wcee, 2020. P. 1-11.

FELIPE, Túlio R. C.; HAACH, Vladimir G.; BECK, André T. **Systematic Reliability-Based Approach to Progressive Collapse**. Asce-Asme Journal Of Risk And Uncertainty In Engineering Systems, Part A: Civil Engineering, [S.L.], v. 4, n. 4, p. 04018039, dez. 2018. American Society of Civil Engineers (ASCE). <http://dx.doi.org/10.1061/ajrua6.0000990>.

FREIRE, Luiza Beana C.; LIMA, Eduardo G. **Métodos de treinamento para modelos de modulador IQ em conjunto com amplificador de potência baseados em redes neurais**. Semicorr, Curitiba, v. 1, n. 1, p. 1-4, ago. 2019.

FURTADO, Maria Inês Vasconcellos. **Redes Neurais Artificiais: uma abordagem para sala de aula**. Ponta Grossa - Pr: Atena, 2019. 105 p.

HUANG, Tiancan; REN, Xiaodan; LI, Jie. **Incremental dynamic analysis of seismic collapse of super-tall building structures**. The Structural Design Of Tall And Special Buildings, [S.L.], v. 26, n. 16, p. 1370, 7 jul. 2017. Wiley. <http://dx.doi.org/10.1002/tal.1370>.

LI, Jie; ZHOU, Hao; DING, Yanqiong. **Stochastic seismic collapse and reliability assessment of high-rise reinforced concrete structures**. The Structural Design Of Tall And Special Buildings, [S.L.], v. 27, n. 2, p. 1417, 13 set. 2017. Wiley. <http://dx.doi.org/10.1002/tal.1417>.

LIN, Yi-Zhou; NIE, Zhen-Hua; MA, Hong-Wei. **Structural Damage Detection with Automatic Feature-Extraction through Deep Learning**. Computer-Aided Civil And Infrastructure Engineering, [S.L.], v. 32, n. 12, p. 1025-1046, 10 nov. 2017. Wiley. <http://dx.doi.org/10.1111/mice.12313>.

MARCY M., C. A. (2017). **Metodologia Baseada Em Redes Neurais Artificiais para a Detecção de Danos Estruturais**. Tese de Doutorado em Estruturas e Construção Civil, Publicação, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 203p.

MARCY, M. (2013). **Identificação e Quantificação de Danos em Pórticos Espaciais Via Método do Erro Residual e Redes Neurais Artificiais**. Dissertação de Mestrado em Estruturas e Construção Civil, Publicação E.DM-001A/13, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 112p.

Matlab. Matrix Laboratory - R2015b. MathWorks - **MATLAB and Simulink for Technical Computing**. Massachusetts, U.S.A, 2015.

MOREU, Fernando; LIPPITT, Chris; MAHARJAN, Dilendra; AGUERO, Marlon; NASIMI, Roya. **Development, Training, Education, and Implementation of Low-Cost Sensing Technologies for Bridge Structural Health Monitoring (SHM)**. Baton Rouge, Louisiana, Usa: Transportation Consortium Of South-Central States (Tran-Set), 2018.

NA, Wongi; BAEK, Jongdae. **A Review of the Piezoelectric Electromechanical Impedance Based Structural Health Monitoring Technique for Engineering Structures**. Sensors, [S.L.], v. 18, n. 5, p. 1307, 24 abr. 2018. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/s18051307>.

NEVES, Willian Tibulo. **Análise da Influência Da Rigidez Das Ligações Viga-Pilar em Estruturas de Concreto Armado de Múltiplos Pavimentos**. 2016. 74 f. TCC (Graduação) - Curso de Engenharia Civil, Centro de Tecnologia, Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, Rio Grande do Sul, 2016.

PAZ, M. **Structural Dynamics, theory and computation, third edition**. Editorial Reverté S.A., 1992.

QING, Xinlin; LI, Wenzhuo; WANG, Yishou; SUN, Hu. **Piezoelectric Transducer-Based Structural Health Monitoring for Aircraft Applications**. *Sensors*, [S.L.], v. 19, n. 3, p. 545, 28 jan. 2019. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/s19030545>.

RAFIEI, Mohammad Hossein; ADELI, Hojjat. **A novel machine learning-based algorithm to detect damage in high-rise building structures**. *The Structural Design Of Tall And Special Buildings*, [S.L.], v. 26, n. 18, p. 1400, 7 jul. 2017. Wiley. <http://dx.doi.org/10.1002/tal.1400>.

RIBEIRO, Simone Pimentel; BATISTA, Tauana de Oliveira. **Modelagem Computacional de Perfil Metálico Tipo U Enrijecido Via MEF (Método dos Elementos Finitos)**. In: Seminário Científico da Facig, 4., 2018, Manhuaçu. Jornada de Iniciação Científica. Manhuaçu: Facig, 2018. p. 1-10.

SADEGHI, Abbasali; HASHEMI, Seyede Vahide; MEHDIZADEH, Kourosh. **Probabilistic Assessment of Seismic Collapse Capacity of 3D Steel Moment-Resisting Frame Structures**. *Journal Of Structural And Construction Engineering*, Mashhad, Iran, v. 3, n. 1, p. 1-11, ago. 2020.

SONY, Sandeep; LAVENTURE, Shea; SADHU, Ayan. **A literature review of next-generation smart sensing technology in structural health monitoring**. *Structural Control And Health Monitoring*, [S.L.], v. 26, n. 3, p. 2321, 14 jan. 2019. Wiley. <http://dx.doi.org/10.1002/stc.2321>.

STOFFEL, Marcus; BAMER, Franz; MARKERT, Bernd. **Artificial neural networks and intelligent finite elements in non-linear structural mechanics**. *Thin-Walled Structures*, [S.L.], v. 131, p. 102-106, out. 2018. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.tws.2018.06.035>.

SUN, Limin; SHANG, Zhiqiang; XIA, Ye; BHOWMICK, Sutanu; NAGARAJAIAH, Satish. **Review of Bridge Structural Health Monitoring Aided by Big Data and Artificial Intelligence: from condition assessment to damage detection**. *Journal Of Structural Engineering*, [S.L.], v. 146, n. 5, p. 04020073, maio 2020. American Society of Civil Engineers (ASCE). [http://dx.doi.org/10.1061/\(asce\)st.1943-541x.0002535](http://dx.doi.org/10.1061/(asce)st.1943-541x.0002535).

TENG, Shuai; CHEN, Gongfa; LIU, Gen; LV, Jianbin; CUI, Fangsen. **Modal Strain Energy-Based Structural Damage Detection Using Convolutional Neural Networks**. *Applied Sciences*, [S.L.], v. 9, n. 16, p. 3376, 16 ago. 2019. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/app9163376>.

TUFISI, C.; GILLICH, G.-R.; HAMAT, C. O.; GILLICH, N.; PRAISACH, Z.-I. **Numerical Study of the Stiffness Degradation Caused by Branched Cracks and its Influence on the Natural Frequency Drop**. *Romanian Journal of Acoustics and Vibration*, v. 15, n. 1, p. 53-57, 20 ago. 2018.

YE, X.W.; JIN, T.; YUN, C.B.. **A review on deep learning-based structural health monitoring of civil infrastructures**. *Smart Structures And Systems*, Hangzhou, Zhejiang, China, v. 24, n. 5, p. 567-586, 30 ago. 2019.

ZHANG, Kai; YAN, Xiaojun. **Multi-cracks identification method for cantilever beam structure with variable cross-sections based on measured natural frequency changes**. *Journal Of Sound And Vibration*, [S.L.], v. 387, p. 53-65, jan. 2017. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jsv.2016.09.028>.