



Universidade Federal da Paraíba

Centro de Tecnologia

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica

Mestrado - Doutorado

**APLICAÇÃO DE UMA REDE NEURAL ARTIFICIAL NARX
PARA OBTENÇÃO DO COMPORTAMENTO DINÂMICO DE
UM ATENUADOR DE IMPACTO DE ALUMÍNIO DO TIPO
HONEYCOMB**

por

Felipe Maraschin Pereira de Souza

Dissertação de Mestrado apresentada à Universidade Federal
da Paraíba para obtenção do título de Mestre

Felipe Maraschin Pereira de Souza

**APLICAÇÃO DE UMA REDE NEURAL ARTIFICIAL NARX
PARA OBTENÇÃO DO COMPORTAMENTO DINÂMICO DE
UM ATENUADOR DE IMPACTO DE ALUMÍNIO DO TIPO
HONEYCOMB**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, PPGEM, da Universidade Federal da Paraíba, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia Mecânica.

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Cavalcanti Rodrigues

João Pessoa

Agosto – 2019

Catálogo na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

S729a Souza, Felipe Maraschin Pereira de.

APLICAÇÃO DE UMA REDE NEURAL ARTIFICIAL NARX PARA
OBTENÇÃO DO COMPORTAMENTO DINÂMICO DE UM ATENUADOR DE
IMPACTO DE ALUMÍNIO DO TIPO HONEYCOMB / Felipe
Maraschin Pereira de Souza. - João Pessoa, 2019.

79 f. : il.

Orientação: Marcelo Cavalcanti Rodrigues.

Coorientação: Kojé Daniel Vasconcelos Mishina.

Dissertação (Mestrado) - UFPB/CT.

1. Atenuador de impacto. 2. Honeycomb. 3. RNA. 4. NARX.
I. Rodrigues, Marcelo Cavalcanti. II. Mishina, Kojé
Daniel Vasconcelos. III. Título.

UFPB/BC

**APLICAÇÃO DE UMA RNA NARX PARA OBTENÇÃO DO
COMPORTAMENTO DINÂMICO DE UM ATENUADOR DE
IMPACTO DE ALUMÍNIO DO TIPO HONEYCOMB**

por

FELIPE MARASCHIN PEREIRA DE SOUZA

Dissertação aprovada em 26 de agosto de 2019


Prof. Dr. MARCELO CAVALCANTI RODRIGUES

Orientador – UFPB


Prof. Dr. ABEL CAVALCANTE LIMA FILHO

Examinador Interno – UFPB


Prof. Dr. JOSÉ CARLOS DE LIMA JUNIOR

Examinador Externo – UFPB


Prof. Dr. KOJE DANIEL VASCONCELOS MISHINA

Examinador Externo – UFPB

João Pessoa - PB

2019

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus, Jesus e Nossa Senhora pois sem eles não somos nada.

Ao meu orientador Prof. Dr. Marcelo Cavalcanti Rodrigues, pela confiança, disponibilidade, paciência, atenção e suporte para a realização desse trabalho.

Ao meu coorientador Profº Dr. Koje Daniel Vasconcelos Mishina, pela confiança, disponibilidade, paciência, atenção e suporte para a realização desse trabalho.

Aos integrantes do Grupo de Pesquisa em Integridade e inspeção (GPII) da UFPB.

Aos meus pais e avós, que sempre me apoiam e me dão suporte.

A Mikaelle Lopez, minha namorada, pela ajuda, pelo apoio e compreensão nos momentos mais difíceis e de grande desafio no mestrado.

Aos amigos de laboratório, Caio Brandão, Caio Lira, Genilton de França, Heitor Abdias e Yuri Moraes pela a ajuda e suporte em todo o mestrado.

À CAPES e a UFPB, pelo o investimento e oportunidade na minha qualificação profissional.

APLICAÇÃO DE UMA RNA NARX PARA OBTENÇÃO DO COMPORTAMENTO DINÂMICO DE UM ATENUADOR DE IMPACTO DE ALUMÍNIO DO TIPO HONEYCOMB

RESUMO

Na indústria automobilística, uma das maiores preocupações gira em torno da segurança dos ocupantes. Em virtude disso, em automóveis, existem vários equipamentos que são usados com o objetivo de torna-los cada vez mais seguro. Entre eles, um importante equipamento é o atenuador de impacto, que têm o propósito de absorver a energia do impacto no caso de uma colisão. Vários projetos de atenuadores de impactos empregados em carros de competição utilizam o honeycomb como matéria prima. Este trabalho propõe uma metodologia que avalia a aceleração, a energia absorvida e a deformação em função da dimensão do atenuador utilizando uma Rede Neural Artificial, uma rede neural recorrente (feedback) e uma rede neural alimentada diretamente com múltiplas camadas (feedforward). Para treinamento e validação da metodologia proposta foram utilizados os dados de aceleração, deformação e energia absorvida obtidos de análises numéricas realizadas por meio do Método dos Elementos Finitos (MEF) do atenuador de impacto. Os parâmetros de entrada das RNA's se basearam nas regras do Formula SAE, no que se refere à velocidade, massa de impacto e a dimensão mínima do atenuador. Os resultados obtidos foram satisfatórios, mostrando que os dois tipos de redes neurais foram capazes de aprender o comportamento dinâmico do atenuador de impacto, sendo a rede recorrente com a melhor performance para aceleração, possuindo uma média absoluta percentual dos erros (MAPE) de 3,9%, e a rede feedforward com os melhores resultados para deformação e absorção de energia, MAPE de 6,3% e 2,29% respectivamente.

Palavras-chave: Atenuador de impacto; Honeycomb; RNA, NARX.

APPLICATION OF A NARX RNA TO OBTAIN THE DYNAMIC BEHAVIOR OF A HONEYCOMB TYPE ALUMINUM IMPACT ATTENUATOR

ABSTRACT

In the automobilist industry, one of the biggest concern is about the safety of the passengers. Due to it, in automobiles, there are various equipments used with the goal to, increasingly, make them safer. Among them, an important equipment is the impact attenuator, which has the purpose of absorbing the energy of the impact in case of collision. Many projects of impact attenuators applied on racing cars utilize the honeycomb as the raw material. This paper proposes a methodology that evaluates the acceleration, the absorbed energy and the deformation in function of the dimension of the attenuator using an Artificial Neural Network, a recurrent neural network (feedback) and a directly fed neural network with multiple layers (feedforward). For training and validation of the methodology proposed it was utilized the acceleration data, deformation and energy absorbed obtained from the numerical analysis made through the Finite Element Method (FEM) of the impact attenuator. The input parameters of the ANNs were based on the rules of the Formula SAE, regarding the speed, mass of impact and the minimal dimension of the attenuator. The results obtained were satisfactory, showing that both types of neural networks were able to learn the dynamic behavior of the impact attenuator, being the feedback network best performance for acceleration with the mean absolute percentage error of 3.9%, and the feedforward network best results for deformation and energy absorption MAPE of 6.3% and 2.29% respectively.

Keywords: Impact Attenuator; Honeycomb; RNA; NARX.

Sumário

LISTA DE FIGURAS	ix
LISTA DE TABELAS.....	xii
LISTA DE SÍMBOLOS E ABREVIATURAS.....	xiii
CAPÍTULO I	14
1.1 INTRODUÇÃO	14
1.2 OBJETIVOS	16
1.2.1 OBJETIVOS GERAIS.....	16
1.2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	16
1.3 MOTIVAÇÃO.....	17
1.4 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO	18
CAPÍTULO II	19
2.1 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	19
CAPÍTULO III.....	27
3.1 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	27
3.2 ATENUADOR DE IMPACTO	27
3.3 HONEYCOMB.....	29
3.4 MÉTODOS DOS ELEMENTOS FINITOS	32
3.5 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS.....	37
CAPÍTULO IV	45
4.1. MATERIAIS E MÉTODOS	45
4.2 SELEÇÃO DOS MATERIAIS E DA GEOMETRIA DO ATENUADOR DE IMPACTO	45
4.3 SIMULAÇÃO NUMÉRICA	48
4.4 REDE NEURAL ARTIFICIAL UTILIZADA.....	51
4.4.1 PRÉ-PROCESSAMENTO RNA.....	52
4.4.2 TREINAMENTO E TESTE DA RNA	54
4.4.3 PÓS-PROCESSAMENTO	55
CAPÍTULO V.....	57
5.1 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	57
5.2 RESULTADOS DAS SIMULAÇÕES NUMÉRICAS	57
5.3 RESULTADOS DAS RNA'S.....	67
CAPÍTULO V.....	75
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	76

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Atenuador de Honeycomb do projeto do veículo pelos Estudantes KUT. Fonte: Yang, Choi e Kim (2008).	19
Figura 2 - (a) Deformação numérica parcial, (b) deformação real total, (c) Deformação e velocidade versus tempo e (d) Desaceleração versus tempo.	20
Figura 3 – (a) Ensaio experimental, (b) corte de comparação, experimental e simulado, (c) numérico da compressão dos tubos.	21
Figura 4 - Visão externa e interna do atenuador de impacto.....	22
Figura 5 - (a) atenuador colidindo diretamente e (b) atenuador colidindo com angulo. Fonte: Fernández (2016).....	23
Figura 6 - Configurações de atenuadores.	24
Figura 7 - (a) Simulação do favo vazio, (b) Simulação com favo cheio e (c) tipos de preenchimento dos favos.	25
Figura 8 - Atenuadores de impacto rodoviários.....	27
Figura 9 - Atenuador de impacto em veículo, em verde.....	27
Figura 10 - Comparação da rigidez, resistência a flexão e peso entre uma estrutura sólida e com honeycomb.....	29
Figura 11 - Dimensões do Honeycomb.....	30
Figura 12 - Tipos de células de Honeycomb.....	30
Figura 13 - Típica curva do honeycomb.....	31
Figura 14 - Efeitos do ângulo de impacto.....	32
Figura 15 - Tipos de elementos.....	34
Figura 16 - Figura sem malha, com malha e com refino de malha.....	34
Figura 17 - Ciclo de resolução do ANSYS. Adaptado ANSYS 17.	37
Figura 18 - Modelo não linear de um neurônio.....	39
Figura 19 - Tipos de funções: (a) função Degrau unitário (b) função Linear por partes (c) Função Sigmóide.	40
Figura 20 - Representação gráfica da tangente hiperbólica.....	41
Figura 21 - (a) Rede alimentada adiante com única camada, (b) Rede alimentadas diretamente com múltiplas camadas, (c) Rede recorrente sem laço de auto	

alimentação e sem neurônios ocultos, (d) Rede recorrente com neurônios ocultos.	
Fonte: Adaptado Haykin (2001).....	42
Figura 22 - Rede Neural do tipo NARX.	43
Figura 23 - Resumo de algoritmos.	44
Figura 24 - Detalhes da construção do Honeycomb.	45
Figura 25 - Gráfico Endurecimento Isotrópico bilinear.	47
Figura 26 - Montagem da simulação.	47
Figura 27 - Qualidade da malha, mesh quality.	49
Figura 28 - Malha utilizada na simulação.	50
Figura 29 - Tipo de contato utilizado.	50
Figura 30 - Distância entre o atenuador e a parede de colisão.	51
Figura 31 - Representação das camadas com seus neurônios no Toolbox para RNA Feed Forward.	54
Figura 32 - Esquema das etapas do RNA.	56
Figura 33 – Estágio final da colisão Honeycomb com cota de altura de 100 mm.	57
Figura 34 – Estágio final da colisão Honeycomb com cota de altura de 130 mm.	58
Figura 35 – Estágio final da colisão Honeycomb com cota de altura de 150 mm.	58
Figura 36 – Estágio final da colisão Honeycomb com cota de altura de 180 mm.	58
Figura 37 - Estágio final da colisão Honeycomb com cota de altura de 200 mm.	59
Figura 38 – Resultados da simulação numérica – aceleração para dimensão 200x100x200 mm.	59
Figura 39 – Resultados da simulação numérica – aceleração para dimensão 200x130x200 mm.	60
Figura 40 – Resultados da simulação numérica – aceleração para dimensão 200x150x200 mm.	60
Figura 41 – Resultados da simulação numérica – aceleração para dimensão 200x180x200 mm.	60
Figura 42 – Resultados da simulação numérica – aceleração para dimensão 200x200x200 mm.	61
Figura 43 - Resultados da simulação numérica – energia absorvida para dimensão 200x100x200 mm.	62
Figura 44 - Resultados da simulação numérica – energia absorvida para dimensão 200x130x200 mm.	62

Figura 45 - Resultados da simulação numérica – energia absorvida para dimensão 200x150x200 mm.....	62
Figura 46 - Resultados da simulação numérica – energia absorvida para dimensão 200x180x200 mm.....	63
Figura 47 - Resultados da simulação numérica – energia absorvida para dimensão 200x200x200 mm.....	63
Figura 48 – Resultados da simulação numérica – deformação para dimensão 200x100x200 mm.....	64
Figura 49 – Resultados da simulação numérica – deformação para dimensão 200x130x200 mm.....	64
Figura 50 – Resultados da simulação numérica – deformação para dimensão 200x150x200 mm.....	64
Figura 51 – Resultados da simulação numérica – deformação para dimensão 200x180x200 mm.....	65
Figura 52 - Resultados da simulação numérica – deformação para dimensão 200x200x200 mm.....	65
Figura 53 - Comportamento da aceleração, deformação e velocidade encontrada na colisão.	66
Figura 54 – Treinamento da aceleração, rede NARX.....	67
Figura 55 – Validação da aceleração, rede NARX.	67
Figura 56 – Treinamento da deformação, rede NARX.	68
Figura 57 - Validação da deformação, rede NARX	68
Figura 58 - Treinamento da energia absorvida, rede NARX.....	69
Figura 59 - Validação da energia absorvida, rede NARX.	69
Figura 60 – Dados de Entrada da rede Feed Forward para a aceleração.	70
Figura 61 - Dados de saída de rede Feed Forward para a aceleração.	70
Figura 62 - Dados de Entrada da rede Feed Forward para a deformação.	71
Figura 63 - Dados de saída da rede Feed Forward para a deformação.....	71
Figura 64 - Dados de entrada da rede Feed Forward da energia absorvida.	72
Figura 65 - Dados de saída da rede Feed Forward da energia absorvida.	72

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Propriedades Mecânicas da Liga de Alumínio NL (MILITARY HANDBOOK, 1998)	46
Tabela 2 - Erros da RNA Feed Forward.....	73
Tabela 3 - Erros da RNA recorrente NARX.....	73
Tabela 4 - Comparação entre o MAPE das redes.....	73

LISTA DE SÍMBOLOS E ABREVIATURAS

a – Aceleração
APDL - AnsysParametric Design Language
 A_{cr} – Área de esmagamento
 b_k – Bias
EQM – Erro quadrático médio
EMA – Erro médio absoluto
F – Força
 f_{cr} – Força de esmagamento
g – gravidade
h – Hora
Hex8 – Tipo de malha do ANSYS
Hz - Hertz
J – Joule
K – Energia cinética
Km – quilometro
L – Largura do haneycomb
m – massa
MAPE – Média Percentual Absoluta do Erro
MEF – Método dos elementos finitos
Mpa – Mega Pascal
 p – Quantidade de movimento
Quad – malha quadrada
RN – Rede neural
RNA – Rede neural artificial
S – Curso de esmagamento
t – tempo
T – Espessura do honeycomb
Tansig – função de ativação
Tet4 – Tipo de malha do ANSYS
Tri – Malha triangular
 v – Velocidade
V- Volume
 V_0 – Volume inicial
W – Altura do honeycomb
w – peso sináptico
x – Sinal de entrada
y – Sinal de saída
 φ – Função de ativação
 ρ_0 – Densidade incial
 μ - coeficiente de combinação
[C] – Matriz de amortecimento
[M] – Matriz de massa
[K] – Matriz de rigidez

CAPÍTULO I

1.1 INTRODUÇÃO

Todas as atividades têm em si algum risco, desde os mais baixos, até os mais elevados. Dessa forma, tudo que está em volta das pessoas apresenta algum risco. Atualmente, quando o assunto é segurança, a humanidade está cada vez mais interessada. Com o passar do tempo, as tecnologias que estão em constante evolução, veem sendo aprimoradas as que já existem e novas aparecem a cada dia. Quando o assunto é segurança isso não é diferente. Muitos equipamentos são desenvolvidos e outros são melhorados para que as pessoas tenham cada vez menos o risco de se machucar.

A indústria como um todo está cada vez mais preocupada com a segurança daqueles que trabalham nela, assim como com a segurança de quem consome os produtos produzidos por ela. Nesse contexto a indústria automobilística vem em crescente evolução. Em seu início, os carros eram feitos com materiais que pouco tinham a capacidade de dissipar energia em caso de colisão, uma simples batida poderia ser fatal. Hoje em dia, um automóvel conta com freios ABS, Airbags, sistemas eletrônicos que percebem que o motorista está adormecendo ou até mesmo chegando a dirigir sozinho.

Um dos riscos inerentes aos automóveis é o fato de que colisões podem ocorrer. Para isso a indústria automobilística vem desenvolvendo materiais que são capazes de dissipar a energia da colisão e assim não permitindo que essa energia chegue aos ocupantes. É preferível que o carro se desintegre e os ocupantes estejam bem ao invés que o carro fique inteiro e as pessoas recebem essa energia toda.

Os grandes avanços da tecnologia automotiva, geralmente, aparecem antes em competições de automobilismo, como por exemplo a Formula 1 e competições de Rallys, para depois chegar aos carros de passeio. O que antes era visto só nos autódromos, hoje já se tem embarcado em automóveis. Outra fonte de desenvolvimento está nas universidades, essa participando de eventos como congressos, simpósios e competições estudantis. Com o intuito de fomentar o desenvolvimento, essas

competições citadas anteriormente, trazem grande contribuição para o desenvolvimento.

Entre as várias que existem, a competição Formula SAE traz vários desafios aos estudantes. Ela é realizada em vários países pela SAE (Society of Automotive Engineers) com o intuito de promover projetos de carros do tipo fórmula. Nessa competição os carros são projetados, construídos e passam por diversas provas de acordo com regras internacionais.

Uma das regras é sobre o atenuador de impacto, que pode ser comprado ou, com a intenção de promover o desenvolvimento, projetado pelas equipes. Esse item é destinado a assegurar a segurança do piloto em uma colisão frontal. Existem muitas formas de atenuadores de impacto, com diversos materiais e geometrias utilizadas. A maioria das geometrias utilizadas para automóveis do tipo fórmula é um tronco de pirâmide ou retangular, já sobre os materiais a biblioteca é diversa. São utilizados metais, compósitos, espumas, honeycomb, etc e combinações entre eles.

Muitos projetos de atenuadores de impacto utilizam o método dos elementos finitos (MEF) para realizar análises. Com o avanço da utilização desse método, ele se mostrando cada vez mais confiável, e com a crescente capacidade de processamento dos computadores atuais, as simulações numéricas utilizando o MEF representam importante ajuda no desenvolvimento de novos produtos. Assim, é possível simular antes de construir, fato esse que faz com que o projeto tenha uma redução dos custos e ganhe mais agilidade.

Para que se possa ter uma redução do custo computacional, o uso de inteligência artificial se mostra uma boa opção. Para isso existem vários modelos e um deles é a utilização de redes neurais artificiais, que são estruturas inspiradas nos neurônios humanos. Seu funcionamento é baseado na utilização da matemática e algoritmos que consegue se adaptar desde problemas simples até os mais complexos com não linearidade.

O presente trabalho visa propor a identificação de aspectos dinâmicos como a aceleração, energia absorvida e deformação, de um atenuador de impacto do tipo honeycomb de alumínio utilizando rede neural artificial (RNA). Os dados de entrada para a RNA foram obtidos por meio da análise numérica utilizando o método dos elementos finitos de colisões frontais com uma massa 300 kg simulando a massa de um carro a uma velocidade de 7 m/s.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 OBJETIVOS GERAIS

Propor uma metodologia que auxilia a análise numérica capaz de obter o comportamento dinâmico de um atenuador de impacto a partir de redes neurais artificiais para identificação de aceleração, deformação e energia absorvida de atenuadores de impacto de alumínio do tipo honeycomb.

1.2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Para atingir o objetivo final deste trabalho de pesquisa, foram definidos os seguintes objetivos específicos:

1. Realizar a análise numérica explícita dinâmica do atenuador de impacto de honeycomb utilizando o método de elementos finitos;
2. Avaliar o comportamento dinâmico (aceleração, deformação e energia absorvida) das simulações computacionais realizadas.
3. Realizar o treinamento do comportamento dinâmico por uma rede neural artificial do tipo recorrente e outra alimentada diretamente por múltiplas camadas;
4. Realizar a validação dos comportamentos dinâmicos por uma rede neural artificial do tipo recorrente e outra alimentada diretamente de múltiplas camadas;
5. Identificar a rede neural artificial que obteve melhor desempenho na identificação do comportamento dinâmico em cada situação.

1.3 MOTIVAÇÃO

A preocupação com a segurança vem crescendo a cada dia. Muitos sistemas são criados afim de prevenir ou até mesmo evitar acidentes. No entanto, às vezes, esses acidentes acabam acontecendo. Dessa forma, a evitar que acidentes causem danos as pessoas, equipamentos são inventados, analisados e melhorados de forma que se atenuem ao máximo os danos. Uma atividade corriqueira do dia a dia é o de se locomover por meio de automóveis. Segundo o anuário de 2018 da Federação Nacional da Distribuição de Veículos Automotores – Fenabrave, houve um aumento de 13,85% de automóveis e comerciais leves, saído de 2.172.235 unidades em 2017 para 2.473.173 unidades em 2018. Ainda segundo a Fenabrave a frota circulante de carro no Brasil chegou a pouco mais de 56,4 milhões de unidades. Outro ponto a ser observado é que, segundo a seguradora Líder-DPVAT, nos anos de 2016 e 2017 ocorreram mais de 560 mil acidentes no Brasil e foram indenizados pelo seguro “Danos Pessoais Causados por Veículos Automotores de Vias Terrestres (DPVAT)”, com esse número chegando a mais de 320 mil em 2018. Com o aumento da quantidade de veículos, também existe um aumento da preocupação com a segurança de condutores e passageiros, uma vez que com mais automóveis na rua, a chance de acidentes e incidentes aumentam.

Dessa forma quando se fala em impacto, se pensa em atenuadores de impacto. Estes podem ser externos aos veículos, como por exemplo os terminais absorvedores, ou dentro do próprio veículo, como é mais conhecido os CRASH BOX utilizados nos para choques.

Esses atenuadores têm que ter a capacidade de absorver a energia proveniente da colisão, impacto, diminuindo ou no caso ideal não a deixando chegar essa energia na pessoa que se encontra dentro do veículo. Eles absorvem a energia se deformando ou muitas vezes se quebrando, de forma a não serem perigosos a vida humana.

Inteligência artificial está na vanguarda da ciência e cada vez mais as coisas estão funcionando de forma autônoma e muitas vezes aprendendo com o ambiente. O uso de redes neurais artificiais fazem parte desses avanços.

Dentre os tipos de arquitetura possíveis para redes neurais artificiais, as do tipo recorrente e alimentada diretamente com múltiplas camadas se mostram mais capazes de obterem êxito. Isso pelo fato que nessas redes, os neurônios se comunicam entre si, claro que com algumas diferenças entre os dois modelos.

No modelo de rede neural artificial recorrente, os neurônios podem se realimentar ou alimentar outros neurônios anteriores. Fato este, se torna uma grande vantagem para a identificação de modelos mais complexos, de difícil análise e com alto grau de ruídos. Em contrapartida o modelo alimentado diretamente com múltiplas camadas tem como vantagem ter um menor custos computacional, uma vez que ele só se comunica para frente. Dessa forma o trabalho pode responder qual método é melhor para cada função de forma a otimizar o processo.

Com as redes neurais identificando os comportamentos dinâmicos estudados, o uso de análises numéricas utilizando método dos elementos finitos em uma solução de dinâmica explícita pode ser substituída ou apenas ser utilizada em uma etapa final, deixando a parte inicial para ser analisada pela rede neural. Assim, mais uma vez reduzindo o custo computacional e tempo total de análise

1.4 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

A dissertação está estruturada em 6 capítulos, distribuídos da seguinte forma: No Capítulo 1, além da introdução, constam os objetivos geral e específicos, a justificativa do trabalho e a estrutura organizacional. No Capítulo 2, foi realizado uma revisão bibliográfica, onde é comentado os principais trabalhos que serviram de referência para esse estudo. O Capítulo 3 refere-se à fundamentação teórica, ou seja, aborda os principais tópicos relacionados ao desenvolvimento do trabalho. O Capítulo 4, faz a descrição de toda metodologia empregada para desenvolvimento do trabalho, desde as simulações numéricas até a identificação do comportamento mecânico por parte das redes neurais artificiais. O Capítulo 5 apresenta e discute os resultados encontrados. E o Capítulo 6, exhibe as conclusões e sugere temas para trabalhos futuros.

CAPÍTULO II

2.1 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Nos últimos anos, vários trabalhos foram produzidos, visando analisar, projetar e validar atenuadores de impacto. Para tal, foram modificados parâmetros como a geometria e o material utilizado. No estudo realizado por Yang, Choi e Kim (2008), Análise em elementos finitos de atenuador de impacto de honeycomb, foram estudados a deformação plástica e a desaceleração de um atenuador de impacto com formato de tronco de pirâmide feito em honeycomb de alumínio (A6061-O). A modelagem foi feita no software CATIA V5 e as simulações numéricas foram feitas no ABAQUS. Foi assumido, pelos autores, uma geometria de casca e elementos de três ou quatro nós. Para obter a desaceleração média, foram utilizadas duas expressões numéricas, a primeira é uma média do tempo e a segunda é uma média das distancias. Os autores obtiveram resultados de desaceleração media diferentes para cada expressão, mas ambas perto de 20g para a atenuação de impacto de 300 kg se chocando a 7m/s. Dessa forma, mais pesquisas seriam necessárias para determinar qual das expressões é mais adequada. A figura 1 apresenta o atenuador testado pelos autores do estudo.

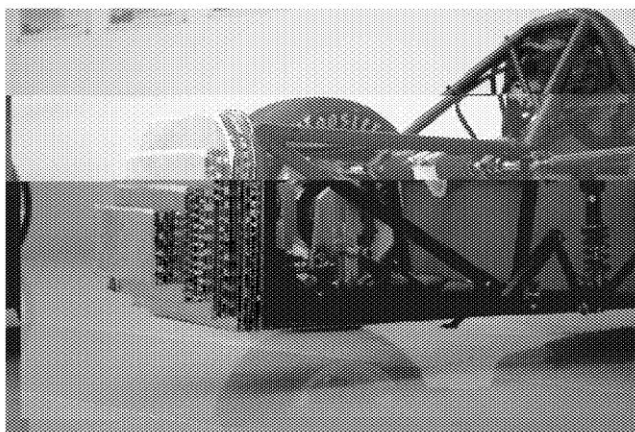


Figura 1 - Atenuador de Honeycomb do projeto do veículo pelos Estudantes KUT.

Fonte: Yang, Choi e Kim (2008).

Boria e Forasassi (2008), investigaram, experimentalmente e numericamente, a absorção de energia de uma caixa de colisão de paredes finas feitas de sanduiches de honeycomb de alumínio. Os testes foram realizados para um impacto frontal e a uma velocidade de 12m/s. Para a avaliação, foram medidos a desaceleração, energia absorvida e o diagrama de redução de carga. O modelo de simulação numérica utilizou o método dos elementos finitos com um código de dinâmica explícita não-linear no LS-DYNA. O modelo numérico foi configurado por meio de testes de resistência em amostras de honeycomb de alumínio, assim determinando as propriedades do material. As simulações mostraram a importância de modelar rebites com precisão, pois isso influencia significativamente na deformação final. Os resultados das simulações mostraram boa concordância com os experimentais. A figura 2 apresenta a deformação simulada (a) e experimental (b), assim como dois gráficos comparando os resultados obtidos por meio dos dois processos já citados.

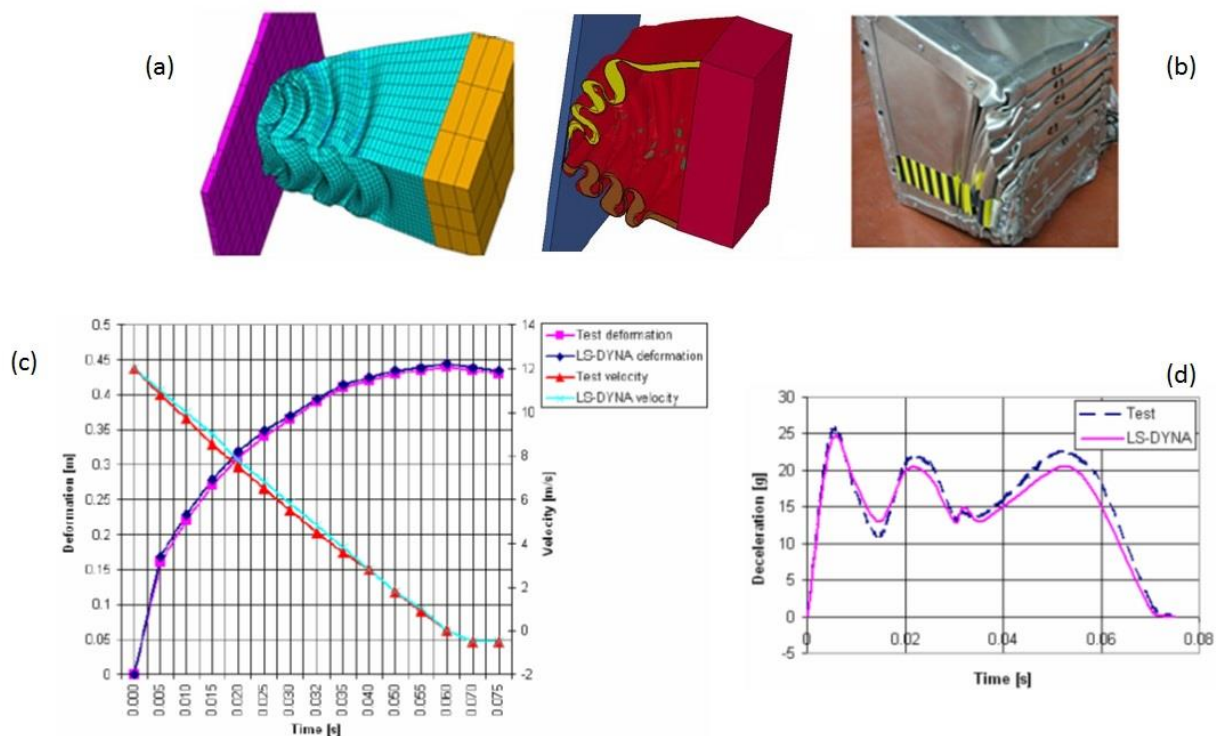


Figura 2 - (a) Deformação numérica parcial, (b) deformação real total, (c) Deformação e velocidade versus tempo e (d) Desaceleração versus tempo.

Fonte: adaptado Boria e Forasassi (2008).

Munusamy e Barton (2009), propuseram a utilização de tubos circulares de alumínio de paredes finas. Para tal, foram avaliados o comportamento de tubos vazios e tubos cheios de honeycomb para cargas quase estáticas e dinâmicas, tanto experimentalmente quanto em simulações computacionais. Como resultado, foi verificado que os tubos com honeycomb absorveram 10% a mais que o tubo vazio, para mesma deformação axial. Porém os tubos com Honeycomb são 30% mais pesados, o que leva a uma energia absorvida específica menor do modelo preenchido com honeycomb, entorno de 15%. O modelo numérico que utilizou o método dos elementos finitos, atendeu bem e pode ser usado com confiança para projetar atenuador de impacto proposto, com ou sem honeycomb. A figura 3 apresenta o resultado dos testes experimentais.

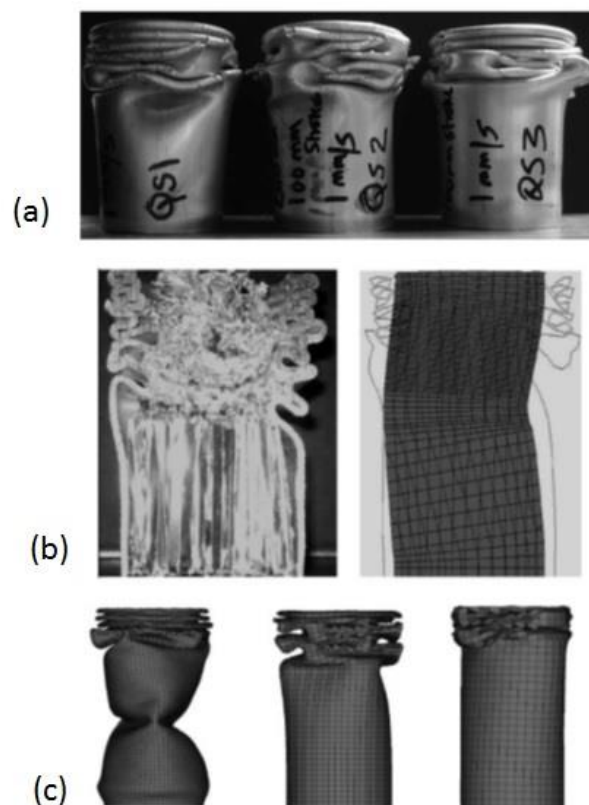


Figura 3 – (a) Ensaio experimental, (b) corte de comparação, experimental e simulado, (c) numérico da compressão dos tubos.

Fonte: Adaptado: Barton e Munusamy (2009).

Boria (2016) realizou uma análise experimental e numérica de um atenuador de impacto em material sanduiche. A geometria utilizada foi de tronco de pirâmide, onde as paredes eram feitas de alumínio e com honeycomb em uma composição sanduiche a

essas paredes. As paredes eram unidas por perfis em L colados com resina epóxi e rebitados, no entanto não foi descrito com mais exatidão essa parte da união. A análise numérica foi realizada no LS-DYNA. O ensaio experimental utilizou acelerômetros para a obtenção de dados e posteriormente foi utilizado um filtro para se conseguir o gráfico do comportamento dinâmico. Como resultado, a representação numérica foi capaz de reproduzir suficientemente bem o fenômeno e os valores obtidos nas análises se enquadraram nas regras da competição FSAE. Na figura 4, apresenta-se o atenuador testado em uma visão interna e externa.



Figura 4 - Visão externa e interna do atenuador de impacto.

Fonte: Adaptado Boria (2016).

Fernández (2016) utilizou o ANSYS APDL combinado com o LS-DYNA para projetar um atenuador de honeycomb de alumínio. Foi realizado testes experimentais de colisão para validação do modelo simulado, ensaios dinâmicos, e estáticos. Esses ensaios foram de queda de uma massa e posteriormente o atenuador foi colocado na parte da frente de uma estrutura com rodas. Além da colisão frontal, também foi testado colisões parciais ou com angulação e por fim foi avaliado a aceleração, deformação da placa ante extrusão e a energia absorvida pelo atenuador. O tratamento dos dados do ensaio experimental dinâmico foi feito no LabView, no qual foi utilizado um filtro passa baixa com 100 Hz de limite. Os resultados dos testes dinâmicos e estáticos se mostraram similares quanto a absorção de energia. E ao comparar esses dados com os oriundos das simulações, os dados das simulações não apresentaram variações significativas. Os valores de desaceleração e deslocamento da placa anti extrusão e a energia absorvida estavam dentro das normas SAE. Outra conclusão que se chegou foi o fato de que os testes quase estáticos podem substituir testes dinâmicos. A figura 5 mostra dois tipos de colisão, diretamente frontal e com ângulo de inclinação.

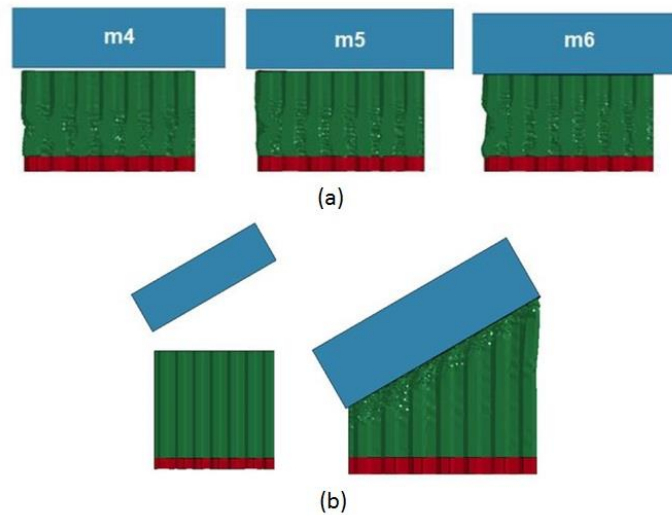


Figura 5 - (a) atenuador colidindo diretamente e (b) atenuador colidindo com angulo.

Fonte: Fernández (2016).

Phu (2018) utilizou honeycomb de alumínio para seis modelos de atenuadores propostos. Esses modelos foram ensaiados numericamente utilizando o método dos elementos finitos no ANSYS e depois foram feitos testes experimentais. Os seis modelos possuíam geometrias diferentes com a primeira sendo um bloco retangular de honeycomb e os demais apresentando variações, apresentando cortes, que podem ser vistos na figura 5. Foram comparados os resultados numéricos com os experimentais. O trabalho também avaliou o comportamento de algumas variações parede onde o honeycomb é fixado. Como resultado, o escolhido foi a versão 6, pois foi o único que cumpriu os requisitos da regra Fórmula SAE. Na figura 6, apresenta-se todas as configurações utilizadas de atenuador.

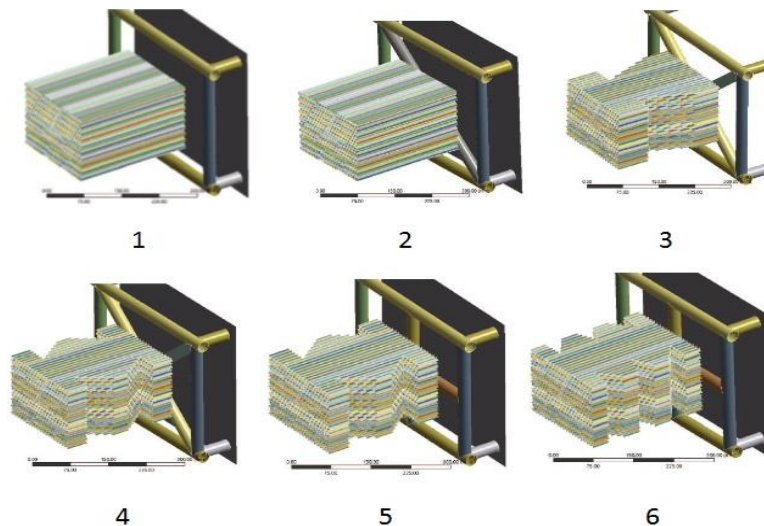


Figura 6 - Configurações de atenuadores.

Fonte: Adaptado Phu (2018).

Zhang et al (2019) investigaram a resposta ao impacto dinâmico em um honeycomb de alumínio preenchido com espuma de EPP (polipropileno expandido), por meio de análise experimental e numérica. Para a avaliação da deformação, o modelo numérico foi desenvolvido usando o LS-DYNA e HyperMesh. Foram testados quatro tipos de configuração quanto ao preenchimento do honeycomb com a espuma para uma comparação. Esses tipos de preenchimento foram do sem nenhuma espuma até o totalmente preenchido. Como resultado foi verificado que o pico inicial de força e a força média no honeycomb preenchido foi significativamente melhorado, isto é, diminuído, devido interação entre o mesmo e a espuma, porém a absorção de energia diminuiu. Como resultado, o estudo mostrou que a simulação numérica de preenchimento de espuma para o impacto dinâmico reproduziu com precisão o processo de deformação e abordou a interação entre a parede e a espuma. O melhor resultado foi no preenchimento de célula simples. A figura 7, apresenta as simulações computacionais para honeycomb vazio e totalmente preenchido, assim como a configuração de preenchimentos testadas.

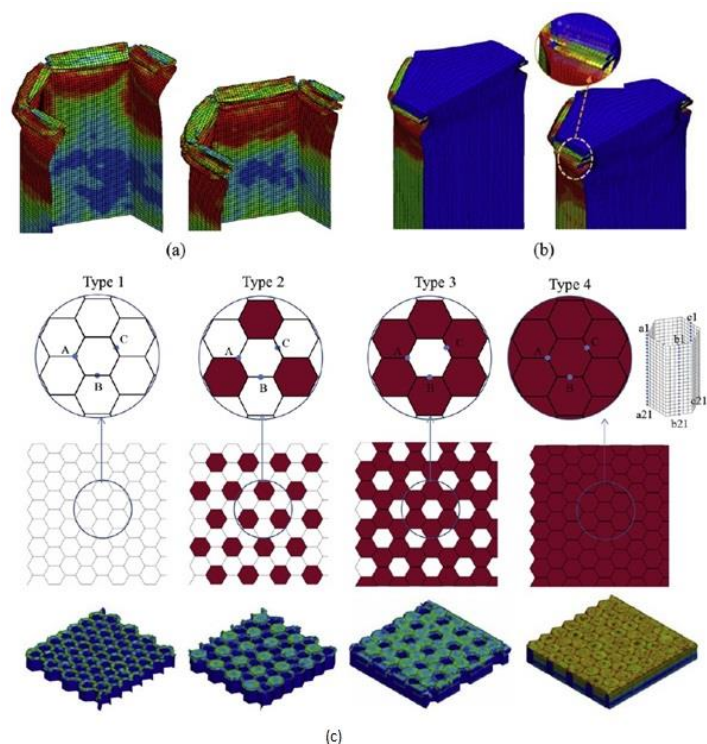


Figura 7 - (a) Simulação do favo vazio, (b) Simulação com favo cheio e (c) tipos de preenchimento dos favos.

Fonte: Adaptado Zhang et al (2019).

Existem vários tipos e modelos de atenuadores de impacto que são utilizados em veículos, com o emprego de diversos materiais. O honeycomb de alumínio é bastante difundido quando se trata de um do tipo fórmula, seja com o mesmo “puro” ou combinado com outros materiais ou geometrias. Já existem diversos estudos sobre o mesmo e novos estão sempre sendo feitos, apresentando resultados que se enquadram nas normas da SAE. Com isso, é possível inferir que esta geometria utilizando alumínio oferece um grau de assertividade boa para projetos de atenuadores de impacto.

Para que se tenha uma redução dos custos é possível começar um projeto pelo meio computacional, utilizando programas de simulação que empregam o método dos elementos finitos ao invés de ir direto para uma análise experimental, contudo, a análise de dinâmica explícita que é realizada onera um tempo de processamento alto.

Com a utilização de redes neurais artificiais (RNA) para a identificação do comportamento dinâmico durante a colisão de um atenuador de impacto é possível reduzir o tempo inicial de análise, deixando a utilização de softwares de simulações numéricas para uma fase mais avançada ou quando se queira fazer alguma modificação

ainda não aprendida pela RNA. Além de facilitar futuros projetos, a utilização dessas redes pode mostrar que uma inteligência artificial tem condições de aprender e prever qual será o comportamento de algum equipamento durante um impacto, sendo assim, corroborando para o desenvolvimento de produtos mais seguros e inteligentes.

CAPÍTULO III

3.1 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.2 ATENUADOR DE IMPACTO

Atenuadores de impacto são equipamentos que tem a função de se deformar, absorver a energia e desacelerar um veículo durante uma colisão. Segundo Hart et al. (2010), um atenuador de impacto é uma estrutura que desacelera um veículo de forma gradual. A maior parte da deformação é causada pela transferência da energia de impacto durante o evento. Dessa forma tanto os outros componentes do veículo quanto os passageiros/pilotos têm sua integridade protegida.

Esses equipamentos podem estar nas rodovias (figura 8), protegendo lugares perigosos quem não podem ser mitigados, como por exemplo quinas de concreto em bifurcações e em curvas perigosas onde os veículos podem perder o controle, ou ainda podem estar nos próprios veículos de passeio (crash box, figura 9).



Figura 8 - Atenuadores de impacto rodoviários.

Fonte: Vias seguras.

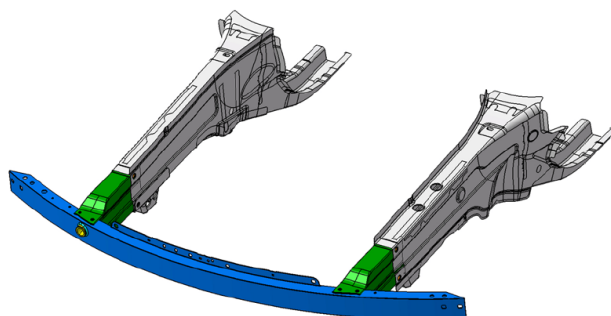


Figura 9 - Atenuador de impacto em veículo, em verde.

Fonte: European Aluminium Association.

Segundo Pereira (2010), o crash box é um sistema que absorve o impacto por meio da deformação plástica de matérias metálicas, assim absorvendo a energia. O funcionamento se baseia na flambagem da estrutura quando ocorre uma colisão. Dessa forma realiza a absorção do impacto. A geometria desse equipamento geralmente possui rugas para o começo da flambagem, é de fácil fabricação e de material acessível para compra (por exemplo, alumínio). Em carros de passeio é usual a utilização de dois crashbox, um de cada lado para que seja possível absorver um impacto independentemente se a colisão for fora do eixo central.

Quando se fala em atenuadores para veículos do tipo fórmula, eles se comportam similares aos crashbox de veículos de passeio, porém é utilizado uma única estrutura, ao invés de duas. Segundo a SAE (2019), atenuador de impacto é um dispositivo de absorção de energia deformável localizado na antepara à frente do veículo. Os atenuadores de impacto utilizados no Fórmula SAE podem ser de vários materiais, como por exemplo: honeycomb de alumínio, espuma metálica ou polimérica, cascas de alumínio ou materiais compósitos e muitas vezes combinando esses materiais. Sempre buscando o melhor comportamento e trazendo segurança ao piloto.

A SAE (Society of Automotive Engineers), é uma sociedade de engenheiros automotivos que tem representações espalhadas pelo mundo. Ela é uma das principais fontes de normas e padrões do ramo automotivo e aeroespacial no mundo. Esse grupo promove simpósios, cursos, eventos técnicos, congressos e programas estudantis anualmente. Este último é composto por competições de aerodesign, formula, baja, entre outros.

No Brasil, a SAE Brasil é a afiliada da SAE Internacional. Ela que promove todos os eventos citados acima no país. Os programas estudantis são eventos no qual estudantes são desafiados a projetar e competir com suas criações. Em todos esses programas são estabelecidas regras e normas que devem ser obedecidas.

Dessas normas, mais especificamente as da competição Fórmula SAE, existe regras a serem atendidas sobre o projeto de atenuadores de impacto. No regulamento de 2019 publicado em 2018 define as dimensões mínimas do atenuador, assim como as condições que ele tem que ser submetido e os resultados que devem ser atendidos.

Segundo a SAE, o atenuador de impacto tem que possuir pelo menos 200 mm de comprimento, com o mesmo orientado ao longo do eixo longitudinal da armação e

pelo menos 100 mm de altura e uma distância mínima de 200 mm para frente do Bulkhead frontal.

Ainda segundo a regra, o atenuador deve ser capaz de desacelerar o veículo a uma taxa não superior a 20g de média e 40g de pico, absorver no mínimo 7350 J para uma situação na qual o veículo tenha massa de 300 kg a uma velocidade 7 m/s.

3.3 HONEYCOMB

A colmeia ou honeycomb, como é mais conhecido em inglês, é uma estrutura que vem sendo usada já algum tempo e teve seu grande avanço por volta dos meados dos anos 40 do século passado. Como o próprio nome já diz, ela é inspirada nas estruturas encontradas em colmeias de abelhas.

Sua grande vantagem está no fato de que se pode conseguir uma excelente resistência com um peso mais leve. A figura 10 mostra uma comparação entre estruturas com honeycomb e uma estrutura de chapa de alumínio maciço. Nela é possível observar o quanto a estrutura de honeycomb é mais rígida e mais resistente com um peso relativamente menor que uma chapa maciça.

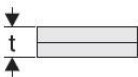
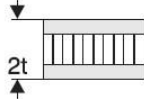
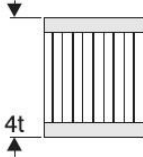
			
Rigidez	1.0	7.0	37.0
Resistência à flexão	1.0	3.5	9.2
Peso	1.0	1.03	1.06

Figura 10 - Comparação da rigidez, resistência a flexão e peso entre uma estrutura sólida e com honeycomb.

Fonte: Adaptado HexWeb (2000).

De forma simples um honeycomb possui as seguintes dimensões: largura (dimensão L), profundidade (espessura T), altura (dimensão W) e tamanho da célula, conforme é mostrado na figura 11.

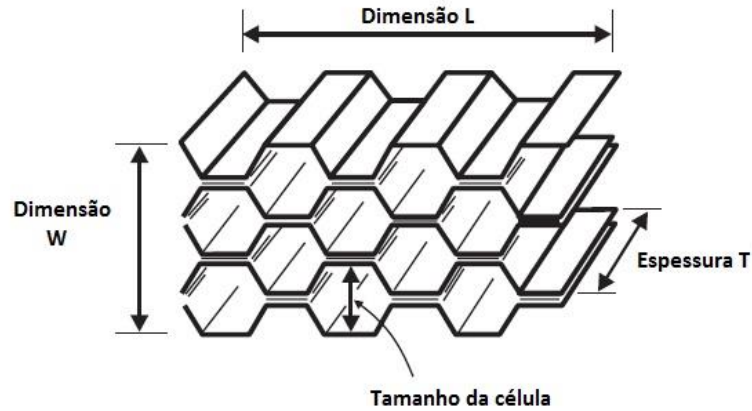


Figura 11 - Dimensões do Honeycomb.

Fonte: Adaptado HexWeb (2000).

Segundo Bitzer (1997), a forma mais utilizada de honeycomb é a de célula hexagonal, porém existem outros dois tipos básicos de colmeias, a quadrada e a flex-core. As outras formas são derivadas dessas básicas. O tipo quadrado é mais utilizado quando os núcleos são soldados e o flex-core, quando a colmeia deve ser formada com curvas compostas. A figura 12 mostra mais tipos de células.

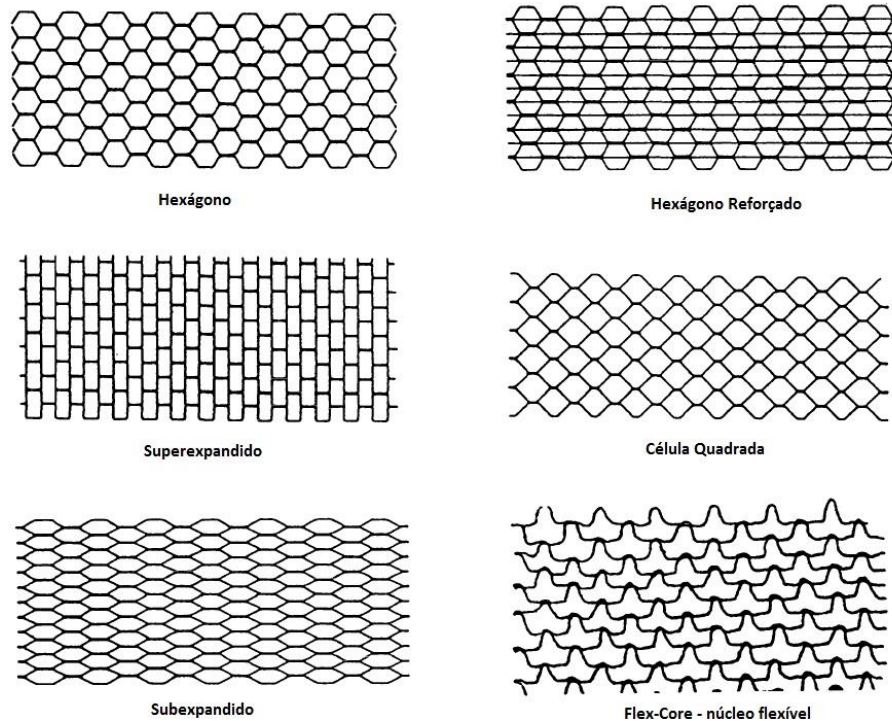


Figura 12 - Tipos de células de Honeycomb.

Fonte: Adaptado Bitzer (1997).

O honeycomb apresenta uma versatilidade em suas aplicações. Além de ter uma grande aplicação estrutural, o ele também é usado em outros aproveitamentos, como por exemplo: direcionamento de ar, acústica e absorção de energia. Quanto a este último emprego, o honeycomb realiza um bom trabalho como absorvedor de energia. O principal núcleo utilizado é o de alumínio e quando se tem altas temperaturas ou condições ambientais que peçam algo mais, é utilizado aço inoxidável (Bitzer, 1997).

As equações básicas que regem a absorção de energia no honeycomb são as mesmas que são utilizadas em outros tipos de absorvedores de impacto. Para um objeto se movendo horizontalmente as equações são:

$$\frac{1}{2}mv^2 = f_{cr}A_{cr}S \quad (1)$$

e

$$Força "G" = \frac{v^2}{2gS} \quad (2)$$

Onde, m é a massa do objeto de colisão, v é a velocidade do objeto de colisão, f_{cr} é a força de esmagamento, A_{cr} é a área na qual a força de esmagamento age, g é a gravidade e S é o curso de esmagamento. A figura 13 mostra uma típica curva de esmagamento de um honeycomb.

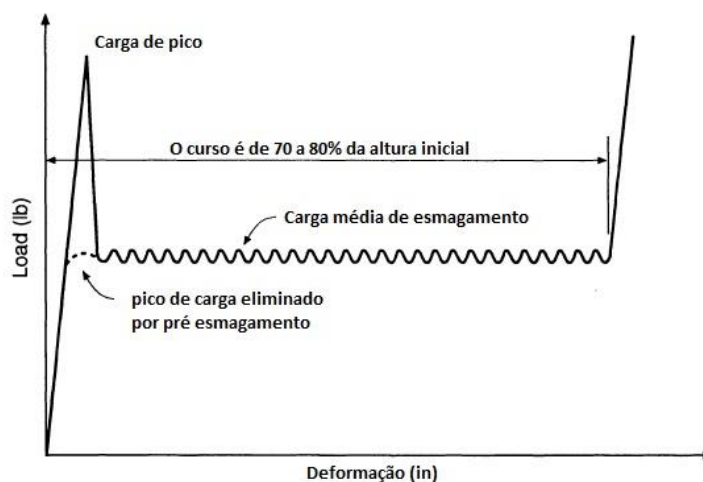


Figura 13 - Típica curva do honeycomb.

Fonte: Bitzer (1997).

Outro ponto importante de se observar na absorção de impacto em honeycomb é o quanto melhor ocorre essa absorção de energia dependendo da orientação da carga. Na figura 14 é possível observar que o honeycomb absorve melhor a energia quando a carga atinge diretamente a superfície e que quando existe um ângulo na incidência, a eficiência diminui (HexWeb, 2005). Para evitar essa perda de eficiência ou quando não é possível que a carga seja aplicada diretamente pode-se utilizar Cross Core, isto é, a utilização de um honeycomb feito pelo empilhamento de chapas onduladas em uma sequência. Assim fornecendo um sistema de absorção de energia multidirecional (Bitzer, 1997).

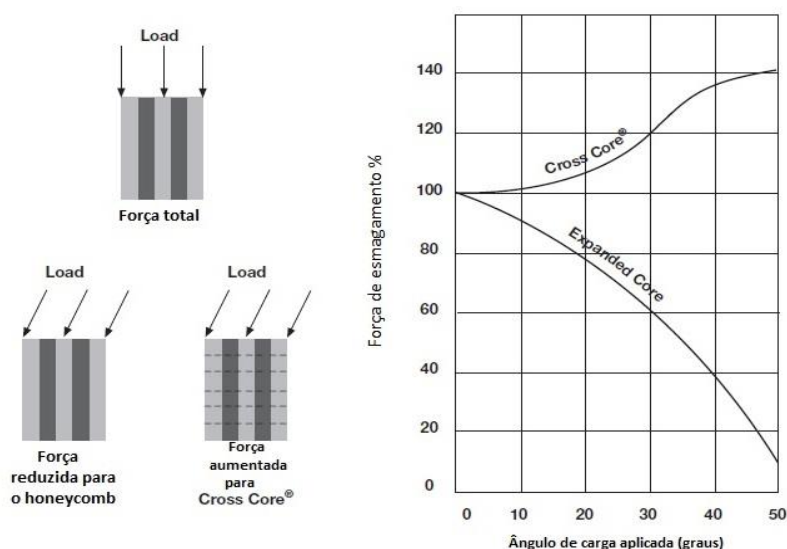


Figura 14 - Efeitos do ângulo de impacto.

Fonte: HexWeb (2005).

3.4 MÉTODOS DOS ELEMENTOS FINITOS

A cada dia, os problemas de engenharia estão cada vez mais complexos. Em sua maioria, esses problemas são modelados matematicamente por equações diferenciais nas quais possuem sua solução muito complicada. Dessa forma a utilização de métodos numéricos aparecem como uma excelente opção para essas resoluções, visto que permitem uma aproximação da solução esperada para o grau de liberdade em torno do

qual a equação diferencial original é montada. Dentre os métodos existentes, o Método do Elementos Finitos (MEF) possui uma versatilidade em lidar com problemas variados, chegando a problemas complexos. Sendo assim se estabelecendo como referência nas resoluções de problemas de engenharia (Pereira, 2018).

Segundo Reddy (2006), o MEF é um método numérico no qual se pode substituir equações diferenciais que modelam um sistema físico com geometria grande, complexas e com condições de contorno genéricas, em geometrias menores e de menos complexidade, os elementos. Esse processo é também chamado de discretização. Os contatos entre os elementos são chamados de nós, eles interligam as várias geometrias menores que ao todo formam o corpo total. Esse conjunto de pequenos elementos dar-se o nome de malha. O MEF dá uma solução aproximada para as equações diferenciais que podem ser tão boas quanto a solução exata do problema, isso dependendo da qualidade da simplificação, ou seja, dependendo da qualidade da malha.

O processo de discretização consiste em dividir uma estrutura em um conjunto de elementos contíguos que tem um formato simples como, por exemplo, uma linha, um triângulo ou um retângulo. Esses elementos são conectados por meio de “nós”. As análises de elementos finitos podem ser divididas em 4 etapas: 1) análise preliminar, que dá a visão geral do problema e o que se esperar do estudo, o modelo é idealizado. 2) Pré-processamento, na qual é feita a discretização da estrutura em elementos, construído a malha e são colocadas as condições iniciais e de contorno, logo essa etapa é a preparação do modelo para a análise. 3) Resolução do problema, que o próprio nome já diz, é a etapa de cálculo. 4) Pós-processamento, a última parte, que é de avaliação, revisão e interpretação dos resultados (Sankar e Kim, 2011). A figura 15 apresenta exemplos de elementos e a figura 16, um exemplo discretização.

Elemento	Nome
	Elemento linear 1D
	Elemento triangular 2D
	Elemento retangular 2D
	Elemento tetraédrico 3D
	Elemento hexaédrico 3D

Figura 15 - Tipos de elementos.

Fonte: Kim e Sankar (2011).

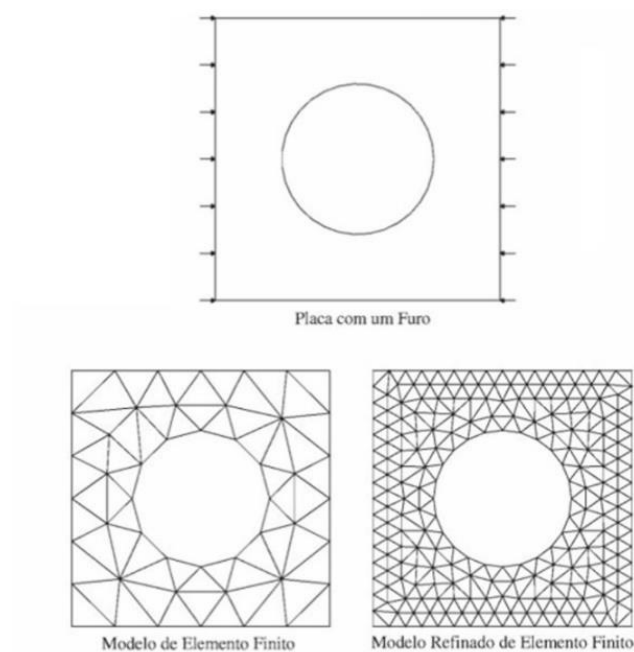


Figura 16 - Figura sem malha, com malha e com refino de malha.

Fonte: Adaptado Fish e Belytschko (2009).

Em sistemas contínuos, a discretização pode ser feita essencialmente por duas abordagens, a da matemática variacional (método de Rayleigh-Ritz) e o método dos resíduos ponderados (método de Galerkin). No que diz respeito à aplicação do Método dos elementos Finitos em computadores, a base do MEF segue o método de Galerkin,

no qual é determinado coeficientes dos polinômios interpoladores em cada elemento com a substituição direta na equação governante, fato esse que se opõem ao método de Rayleigh-Ritz que trata integralmente a formulação variacional (Bathe, 1982; Reddy, 2006; Pereira, 2018).

Quando se trata de uma simulação de colisão, o comportamento não linear do fenômeno deve ser levado em conta (Sánchez, 2001). As não-linearidades podem ser de três tipos: 1) dos materiais (hiperelasticidade, fluxos de plástico, falha), 2) do contato (colisões de alta velocidade e impacto) e 3) da deformação geométrica (flambagem e colapso) (ANSYS 17).

Uma análise dinâmica explícita é usada para determinar a resposta dinâmica de uma estrutura devido à propagação de ondas de tensão, impacto ou cargas dependentes de tempo que mudam rapidamente. A troca de momento entre os corpos em movimento e os efeitos inerciais são geralmente aspectos importantes do tipo de análise que está sendo conduzida. Eventos com escalas de tempo menores que 1 segundo (geralmente da ordem de 1 milissegundo) são simulados eficientemente com esse tipo de análise. Para eventos com duração mais longa, é melhor ser considerado o uso de um sistema de análise transiente (ANSYS17).

Quando se trata de simulações computacionais, vem a estudo dois métodos que tratam o comportamento dos deslocamentos dos nós, o método explícito e o método implícito. O primeiro método é indicado para situações dinâmicas enquanto o segundo é indicado para situações estáticas. No entanto, há uma área comum entre os dois, isto é, os dois métodos podem ser aplicados. Essa última situação é classificada como quase estático.

Em uma simulação de dinâmica explícita são resolvidas equações quanto a dinâmica transitória implícita e a dinâmica transitória explícita. A representação matemática do modelo de dinâmica implícita está a mostra na equação 3, adiante.

$$[M]\{\ddot{U}(t)\} + [C]\{\dot{U}(t)\} + [K]\{U(t)\} = \{F(t)\} \quad (3)$$

Onde, $[M]$ é a matriz de massa, $[C]$ é a matriz de amortecimento, $[K]$ é a matriz de rigidez e $\{F(t)\}$ é o vetor de força aplicada.

As equações diferenciais parciais que são resolvidas em uma análise dinâmica expressam a conservação de massa, momento e energia em coordenadas de Lagrange.

Nas formulações Lagrangianas a malha se move e distorce com o material, satisfazendo a condição de conservação da massa. A densidade, equação 4, pode ser determinada a partir do volume atual e da massa inicial a qualquer momento (ANSYS 17).

$$\frac{\rho_0 V_0}{V} = \frac{m}{V} \quad (4)$$

Onde, ρ_0 é a densidade inicial, V_0 é o volume inicial e V é o volume atual.

Quanta a conservação do momento, as equações relacionam a aceleração ao tensor de tensão, σ_{ij} . Isso é observado nas equações 5, 6 e 7.

$$\rho \ddot{x} = b_x + \frac{\partial \sigma_{xx}}{\partial x} + \frac{\partial \sigma_{xy}}{\partial y} + \frac{\partial \sigma_{xz}}{\partial z} \quad (5)$$

$$\rho \ddot{y} = b_y + \frac{\partial \sigma_{yx}}{\partial x} + \frac{\partial \sigma_{yy}}{\partial y} + \frac{\partial \sigma_{yz}}{\partial z} \quad (6)$$

$$\rho \ddot{z} = b_z + \frac{\partial \sigma_{zx}}{\partial x} + \frac{\partial \sigma_{zy}}{\partial y} + \frac{\partial \sigma_{zz}}{\partial z} \quad (7)$$

Para a conservação da energia, se tem a equação 8 a seguir.

$$\dot{e} = \frac{1}{\rho} \left(\sigma_{xx} \dot{\epsilon}_{xx} + \sigma_{yy} \dot{\epsilon}_{yy} + \sigma_{zz} \dot{\epsilon}_{zz} + 2\sigma_{xy} \dot{\epsilon}_{xy} + 2\sigma_{yz} \dot{\epsilon}_{yz} + 2\sigma_{zx} \dot{\epsilon}_{zx} \right) \quad (8)$$

Para cada elemento, as equações 4 a 8, são calculadas a cada tempo com pequenos incrementos de tempo. Na dinâmica explícita não é buscado qualquer forma de equilíbrio, nela se obtém resultados de um ponto de tempo anterior e assim prevendo os resultados no próximo ponto de tempo. A energia é acumulada ao longo do tempo e a sua conservação é monitorada durante a solução (ANSYS 17). O ANSYS resolve os problemas de dinâmica explícita da forma como é mostrado na figura 17.

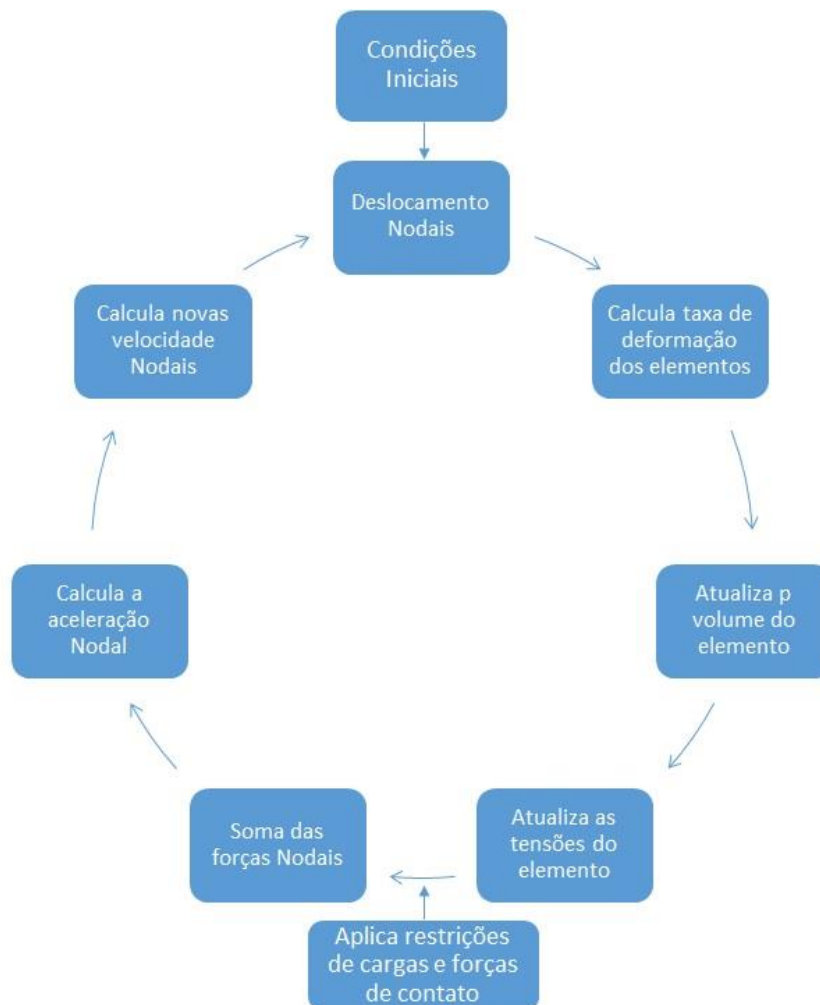


Figura 17 - Ciclo de resolução do ANSYS. Adaptado ANSYS 17.

Fonte: Adaptado ANSYS 17.

3.5 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Em se tratando de redes neurais artificiais (RNA), elas são estruturas inspiradas no funcionamento dos neurônios humanos. As RNA se baseiam da utilização da matemática e de algoritmos para chegar a tal fim, que podem se adaptar a cenários simples ou ainda podem ter uma elevada capacidade de generalização e desta forma poder trabalhar com sistemas não-lineares.

Segundo Haykin (2007), o uso de redes neurais oferece propriedades e capacidades uteis. Entre elas, está pelo fato de poder trabalhar com não-linearidade, o que faz com que se possa utilizar mecanismos físicos que geram um sinal de entrada não-linear. A rede é capaz de realizar um mapeamento de Entrada-Saída, fazendo com

que a própria rede adapte pesos para se aproximar da saída requerida, isso também pode ser chamado de aprendizado supervisionado. Dessa forma é inserido a adaptabilidade na qual a rede pode adaptar os pesos e isso pode ser em tempo real, caso o ambiente seja não estacionário. As RNA podem dar também respostas a evidências, isto é, ela pode tomar decisões sobre padrões e rejeitar os ambíguos. Dessa forma, melhorando o desempenho da classificação da rede. Há uma informação contextual, qualquer neurônio pode influenciar os demais neurônios. A rede possui tolerância a falhas e pode ser utilizar a implementação em VLSI (very large scale integration) o que permite apanhar comportamentos complexos de uma forma hierárquica.

Da mesma forma que neurônios biológicos são divididos em 3 partes: corpo celular, dendritos e axônio, o neurônio do RNA é composto por um conjunto de sinapses (sinais de entrada que são conectados ao um neurônio k e multiplicado pelo peso), um somador (soma os sinais de entrada) e uma função de ativação (limita a amplitude da saída). Os bias aumentam, se for positivo, ou diminuem, se for negativo, a entrada da função de ativação.

A operação de RNA tem como pilar o neurônio, ele é o componente que calcula a soma ponderada de várias entradas, aplica uma função e o resultado é passado para o próximo. De forma simplificada o funcionamento do neurônio pode ser descrito assim: sinais de entrada alimentam o neurônio e são multiplicados por pesos sinápticos. Esses pesos são valores que ponderam os sinais de entrada da rede, eles aprendem durante o treinamento. Na junção aditiva ocorre o somatório de todos os sinais ponderados pelos pesos, essa junção executa uma combinação linear. Saindo desse somador, o sinal passa pela função de ativação que limita a saída. Os Bias permitem aumentar ou diminuir a entrada para a função de ativação, isto é, especifica um nível adequado para o resultado do somador possa produzir um disparo de ativação (Data Science Academy, 2019). A figura 18 apresenta o modelo não linear de um neurônio.

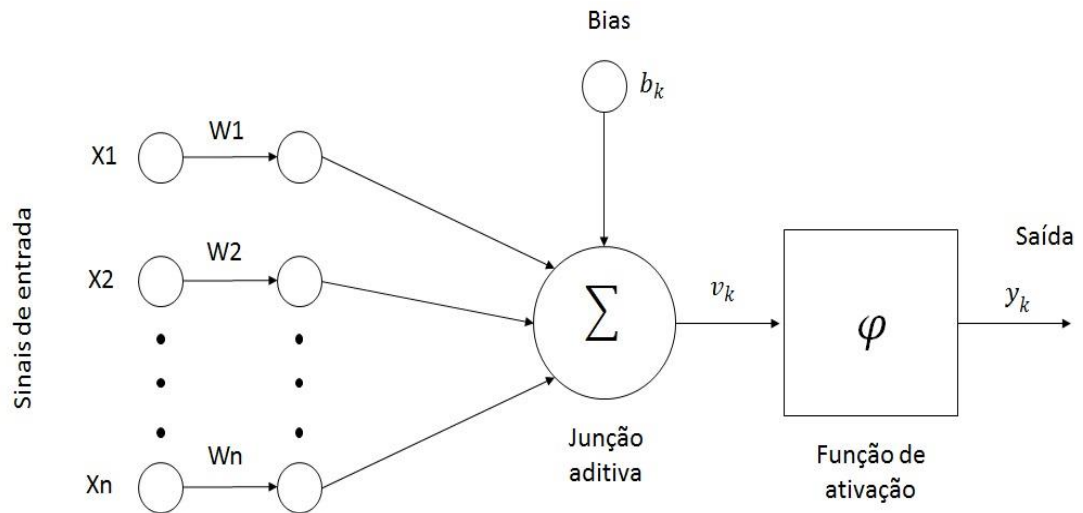


Figura 18 - Modelo não linear de um neurônio.

Próprio autor.

Matematicamente um neurônio é descrito pelas equações 9 e 10:

$$v_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \quad (9)$$

e

$$y_k = \varphi(v_k + b_k) \quad (10)$$

Onde x_j é o sinal de entrada, w_{kj} é o peso sináptico de um neurônio k , v_k é a saída do combinador linear devido aos sinais de entrada, b_k é o bias, φ é a função de ativação e y_k é o sinal de saída do neurônio. Combinando as equações 9 e 10, o sinal de saída do neurônio, y_k , fica da forma da equação 11:

$$y_k = \varphi(\sum_{j=1}^m w_{kj} x_j + b_k) \quad (11)$$

Existem vários tipos de funções de ativação e segundo Haykin (2007), as mais básicas são:

- Função Limiar (ou degrau);
- Função Linear por Partes;
- Função Sigmóide;

A forma dessas funções pode ser vista na figura 19.

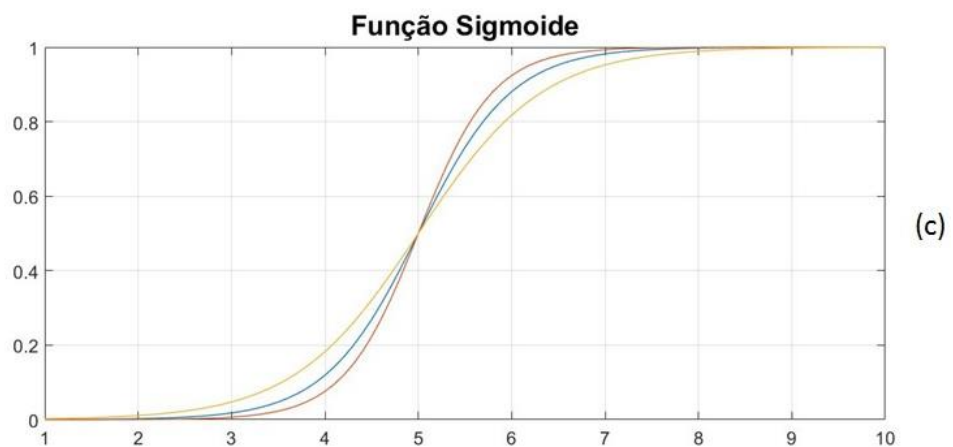
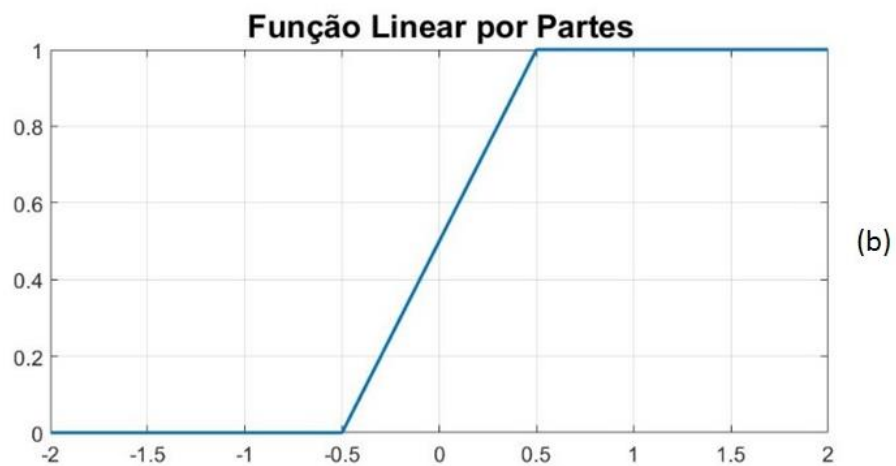


Figura 19 - Tipos de funções: (a) função Degrau unitário (b) função Linear por partes (c) Função Sigmóide.

Fonte: Adaptado Haykin (2001).

Outra função de ativação também bastante usada é a tangente hiperbólica, ou tangente sigmoide. Ela é um tipo de sigmoide em seu formato, uma espécie de “s”, a

diferença está nos valores que assume. Enquanto a sigmoide varia de 0 a 1, a tangente hiperbólica varia de -1 a 1. Na equação 12 apresenta-se a formulação matemática.

$$\text{tangente hiperbólica} = \frac{1-e^{-2n}}{1+e^{-2n}} \quad (12)$$

É importante ressaltar que segundo a literatura, um único neurônio sigmoide não consegue lidar com dados não-lineares, porém quando se conecta múltiplos neurônios sigmóides de uma maneira efetiva, pode-se aproximar a combinação de neurônios a qualquer relação complexa entre a entrada e a saída, o que é necessário para lidar com dados não-lineares. Na figura 20 apresenta-se a função tangente sigmoide.

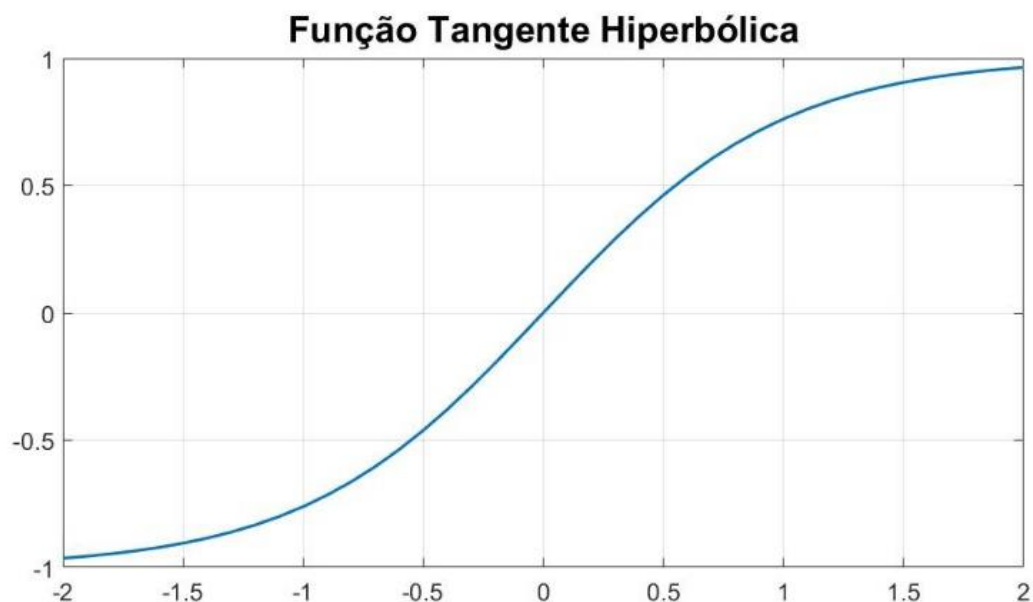


Figura 20 - Representação gráfica da tangente hiperbólica.

Fonte: Próprio autor.

A arquitetura da rede pode ser do tipo alimentadas com camada única, que é a mais simples das configurações. É possível ver esse tipo de rede na figura 21.a. Nela é possível observar que existe uma camada de entrada que é projetada na camada de saída. A camada de entrada não possui computação, assim ela não é propriamente dita como camada, ficando como camada propriamente dita a de saída. Por isso o nome camada única. Quando se tem mais de uma camada, a rede é do tipo alimentadas diretamente com múltiplas camadas (figura 21.b). Sendo assim, além das camadas de

entrada e saída, essa rede possui uma ou mais camadas intermediárias que também são chamadas de camadas ocultas. Com essas camadas ocultas há uma capacidade de trabalhar com estatística de ordem elevadas o que se torna valioso quando a camada de entrada é grande. Tanto a rede de camada simples quanto a de múltiplas camadas são do tipo propagação para frente (feedforward). Quando se tem pelo menos um laço de realimentação (feedback), a rede é do tipo recorrentes (figura 21.c e 21.d). A realimentação pode ser feita da saída de um neurônio para a entrada de outro, ou ainda, a chamada auto-alimentação, que é da saída de um neurônio para a entrada do mesmo neurônio (Haykin, 2007).

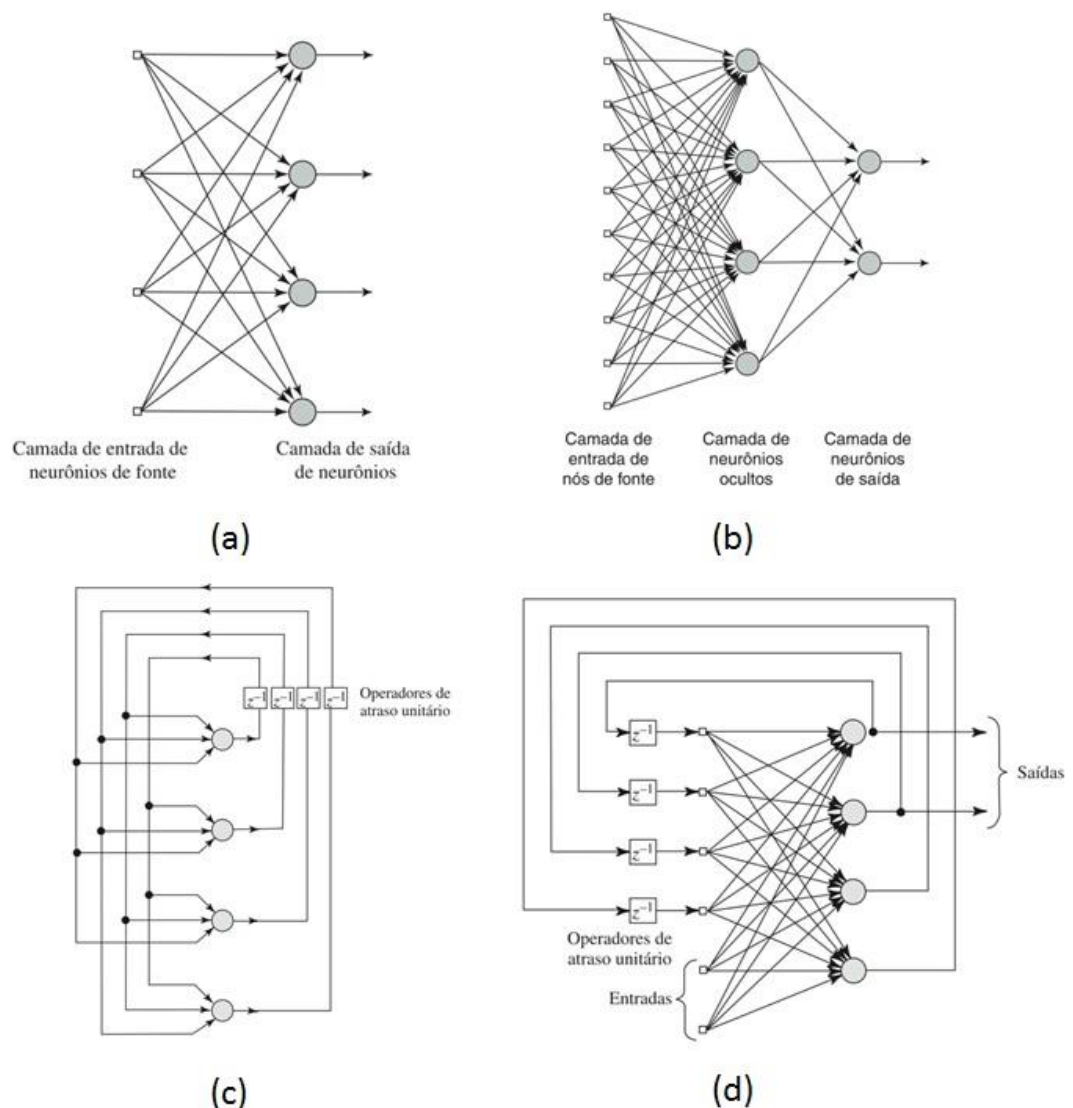


Figura 21 - (a) Rede alimentada adiante com única camada, (b) Rede alimentadas diretamente com múltiplas camadas, (c) Rede recorrente sem laço de auto alimentação e sem neurônios ocultos, (d) Rede recorrente com neurônios ocultos.

Fonte: Adaptado Haykin (2001).

Um exemplo de rede recorrente é a rede NARX (Nonlinear Autoregressive with Exogenous Inputs), ela é uma RNA não-linear auto regressiva com entradas exógenas, isto é, a camada de entrada recebe dados tanto da própria realimentação com atraso de tempo, quanto dados exteriores com atrasos. Sendo assim o resultado se torna dinâmico, varia em função do tempo. O que deixa claro que valores já obtidos influenciam nos resultados subsequentes. O modelo matemático desse modelo pode ser observado pela equação 13 e sua arquitetura pela figura 22.

$$\hat{y}(k) = F(u_{(k-1)}, \dots, u_{(k-n)}, y_{(k-1)}, \dots, y_{(k-m)}) \quad (13)$$

Onde, u é a entrada externa, y é a resposta anterior e $\hat{y}$ é saída estimada.

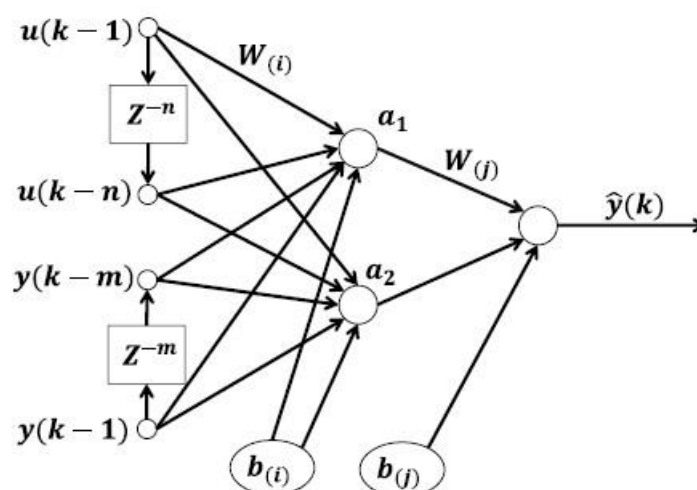


Figura 22 - Rede Neural do tipo NARX.

Fonte: Nicolau (2018).

Existem vários tipos de algoritmos utilizados em RNA. Segundo Irwin e Wikamowski (2011), o algoritmo gradiente descendente é nada mais que um gradiente definido na derivada do erro em relação ao peso, é lento e sua convergência é estável, possuindo uma complexidade computacional do tipo gradiente. O modelo de Newton utiliza matrizes com derivadas segundas do erro em relação ao peso, possui uma convergência instável e é rápido, com uma complexidade computacional gradiente e

hessiana. O algoritmo Gauss-Newton possui uma complexidade maior para o cálculo da matriz Hessiana, sendo assim, é utilizada uma matriz Jacobiana para dessa forma, calcular uma aproximação da matriz Hessiana. Esse modelo apresenta uma convergência instável e é rápida. Por último pode ser utilizado o algoritmo Levenberg-Marquardt que é uma aproximação da matriz Hessiana. Esse método fornece uma solução numérica para o problema de minimizar uma função não-linear. É rápido e de convergência estável. A diferença entre o método Levenberg-Marquardt para o Gauss-Newton está no fato de que aquele leva em conta um coeficiente de combinação (μ), ou seja, durante o treinamento, esse modelo oscila entre o método de Gauss-Newton, quando os valores do coeficiente de combinação são próximos de zero, e o gradiente descendente, quando os valores do coeficiente são grandes. A figura 23 apresenta esses algoritmos de forma simplificada.

Algoritmos	Regras de Implementação	Convergência	Complexidade Computacional
Gradiente descendente	$w_{k+1} = w_k - \alpha g_k$	Estável, lento	Gradiente
Newton	$w_{k+1} = w_k - H_k^{-1} g_k$	Instável, rápido	Gradiente e Hessiana
Gauss-Newton	$w_{k+1} = w_k - (J_k^T J_k)^{-1} J_k e_k$	Instável, rápido	Jacobiano
Levenberg-Marquardt	$w_{k+1} = w_k - (J_k^T J_k + \mu I)^{-1} J_k e_k$	Estável, rápido	Jacobiano

Figura 23 - Resumo de algoritmos.

Fonte: Adaptado Irwin e Wikamowski (2011).

O treinamento da rede pode ser de dois tipos: supervisionado e não supervisionado. O método mais usado é o supervisionado, ele tem um supervisor responsável por observar se o valor da saída que foi calculado está de acordo com a saída desejada, um erro é gerado nessa comparação e assim os parâmetros são ajustados de forma a minimizá-los. O não supervisionado, como o próprio nome já diz, não tem um supervisor. O aprendizado só é realizado por meio da entrada dos dados na rede, logo é preciso que exista uma certa redundância nos dados de entrada (Rego, 2017).

CAPÍTULO IV

4.1. MATERIAIS E MÉTODOS

4.2 SELEÇÃO DOS MATERIAIS E DA GEOMETRIA DO ATENUADOR DE IMPACTO

A geometria utilizada para confecção do atenuador de impacto foi um honeycomb. Voltando a teoria de honeycomb, pode-se observar que existe algumas possibilidades de arranjo das células. Para tal, escolheu-se o subexpandido. Essa escolha se deve ao fato de que essa configuração é de mais fácil fabricação e/ou com mais facilidade de se encontrar comercialmente.

Toda a parte numérica foi realizada no software ANSYS Workbench 17. Para a elaboração das geometrias foi usado o programa DesignModeler, programa padrão de desenho utilizado no ANSYS Workbench. A criação do honeycomb se deu pela utilização de uma expansão cedida pela própria empresa em seu site chamada: Honeycomb Creator Version 2, a expansão pede para que o usuário entre com sete informações, que são estas: altura da célula, largura da célula, ângulo da célula, espessura da folha, altura da estrutura, largura da estrutura e profundidade da estrutura. Isso pode ser melhor visualizado na figura 24.

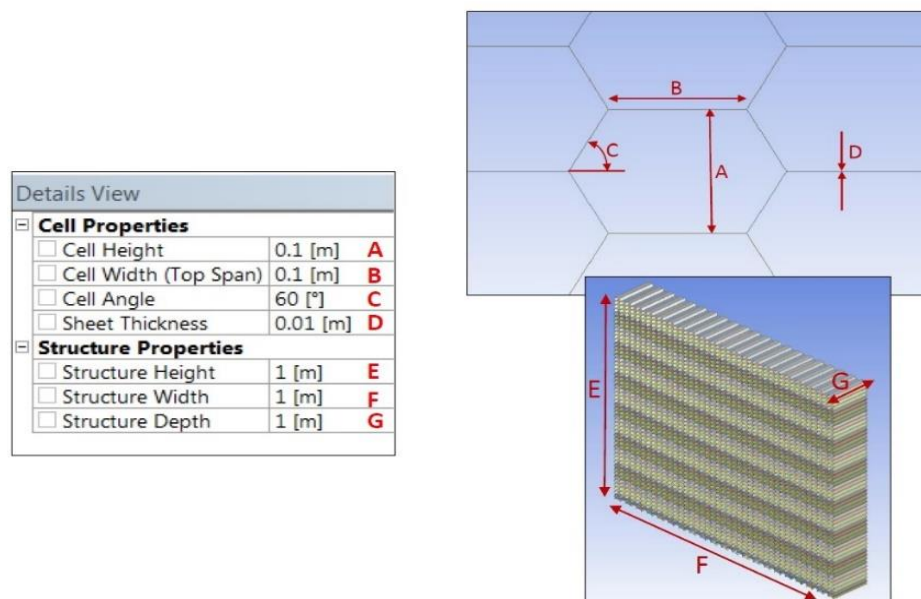


Figura 24 - Detalhes da construção do Honeycomb.

Fonte: Adaptado ANSYS.

A escolha do tamanho da célula (altura da célula) se deu por critérios comerciais, sendo assim foi escolhido o valor de 10 mm e espessura da folha de 0,08 mm. Esses valores se devem ao fato de que a maioria dos fornecedores pesquisados (TASUNS, PLASCORE, HEXWEB e BARRACUDA) têm essas metragens ou possuem valores bem próximos desses em seus catálogos, disponíveis em seus respectivos sites na internet.

A parede de colisão é um sólido de 400x400x2 mm e a massa de colisão é também um sólido de 400x400x240 mm. As dimensões da parede são de certa forma irrelevantes para a simulação, visto que ela não será avaliada. Ela só existe para que o atenuador colida e por isso a única condição para ela é de ser grande o suficiente para não interferir na simulação do atenuador. Já os valores da massa de colisão são estes porque com essas dimensões, essa massa de colisão irá ter aproximadamente 300 kg quando aplicado com aço.

Pela sua facilidade e disponibilidade de ser encontrado, por sua versatilidade, propriedades mecânicas e leveza, o alumínio foi o material utilizado na concepção do honeycomb. O atenuador de impacto feito de honeycomb de alumínio foi modelado no ANSYS com um comportamento de rigidez flexível, na qual é utilizado o modelo de comportamento plástico tipo bilinear isotropic hardening (BISO) que representa o comportamento elastoplástico com encruamento isotrópico, enquanto a massa e a parede de colisão foram modeladas como aço, com um comportamento de rigidez rígido. As informações sobre o alumínio utilizado encontram-se na tabela 1 e na figura 25.

Tabela 1 - Propriedades Mecânicas da Liga de Alumínio NL (MILITARY HANDBOOK, 1998)

Propriedades Mecânicas do Alumínio	
Densidade (kg/m ³)	2.770
Modulo de elasticidade (MPa)	$7,10 \times 10^4$
Coeficiente de Poisson	0,33
Modulo volumétrico (MPa)	$6,96 \times 10^4$
Módulo de cisalhamento (MPa)	$2,67 \times 10^4$
Tensão de escoamento (MPa)	280

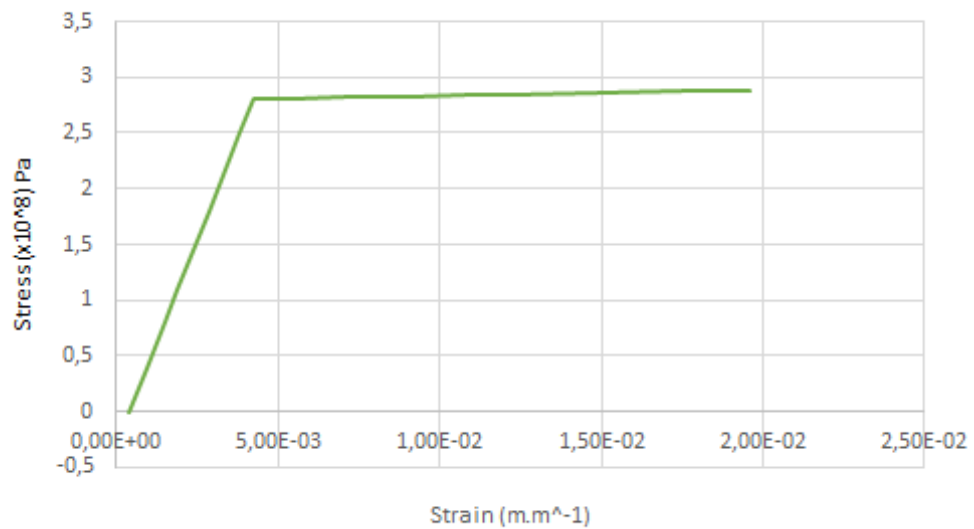


Figura 25 - Gráfico Endurecimento Isotrópico bilinear.

Fonte: Adaptado ANSYS.

Após a determinação dos materiais utilizados na análise numérica, faz-se a montagem do atenuador e do objeto que sofrerá o impacto. O modelo da montagem da simulação pode ser visto na figura 26.

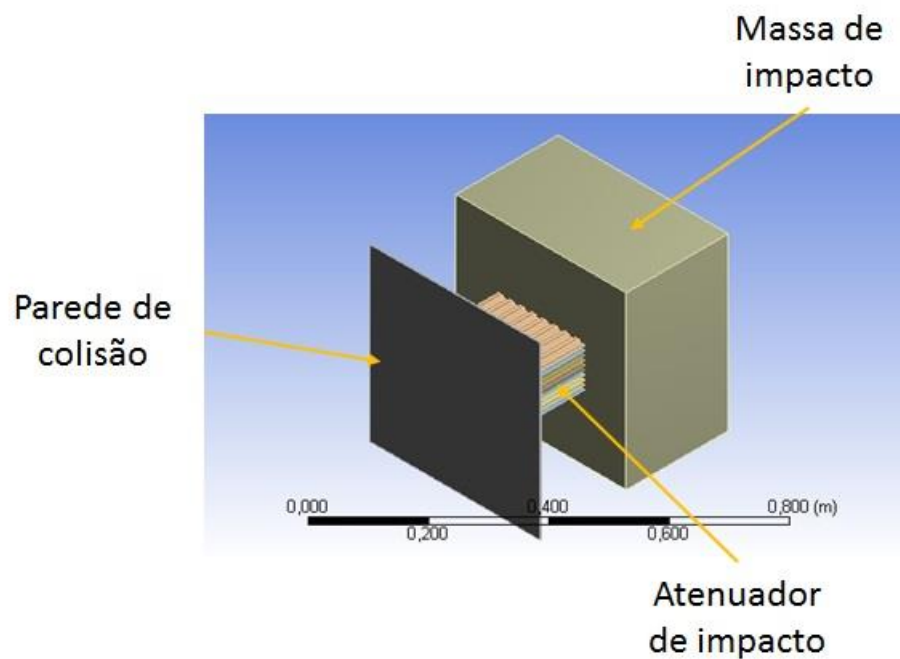


Figura 26 - Montagem da simulação.

Fonte: Próprio autor.

4.3 SIMULAÇÃO NUMÉRICA

Para todas as simulações, foi respeitada a norma da SAE, na qual diz que um atenuador de impacto tem que ser testado para a condição de que a massa de impacto tenha 300 kg e que a velocidade de impacto seja de 7 m/s.

Para que se tenha dados para utilizar no treinamento das redes neurais artificiais, que serão apresentadas mais adiante, foram feitas simulações em geometrias variadas. Para tal, foi fixado os valores de massa e velocidade com os que a regra SAE impõe. Quanto as geometrias, o ponto de partida foi a dimensão mínima que a SAE estabelece: 200x100x200 mm. As cotas de largura e profundidade foram fixadas em 200 mm, enquanto a cota altura (direção z para a simulação) foi variada. Sendo assim, foram realizadas as simulações das estruturas com as seguintes dimensões:

- 200x100x200 mm;
- 200x130x200 mm;
- 200x150x200 mm;
- 200x180x200 mm;

Esse foram os dados de treinamento para a RNA e para validação da RNA foi utilizado a geometria 200x200x200 mm.

Quanto a malha, os elementos utilizados foram de maioria o do tipo Quad4 (retângulo bidimensional com 4 nós), com a presença em menor número dos tipos Tet4 (tetraedro com 4 nós) e Hex8 (hexaedro com 8 nós). Na figura 27 apresenta o indicador de métrica de malha utilizada, na qual foi a qualidade da malha (ou em inglês, element quality), onde um valor perto de 1 indica um cubo ou quadrado perfeito, enquanto perto do valor de 0, indica que o elemento tem um volume zero ou negativo.

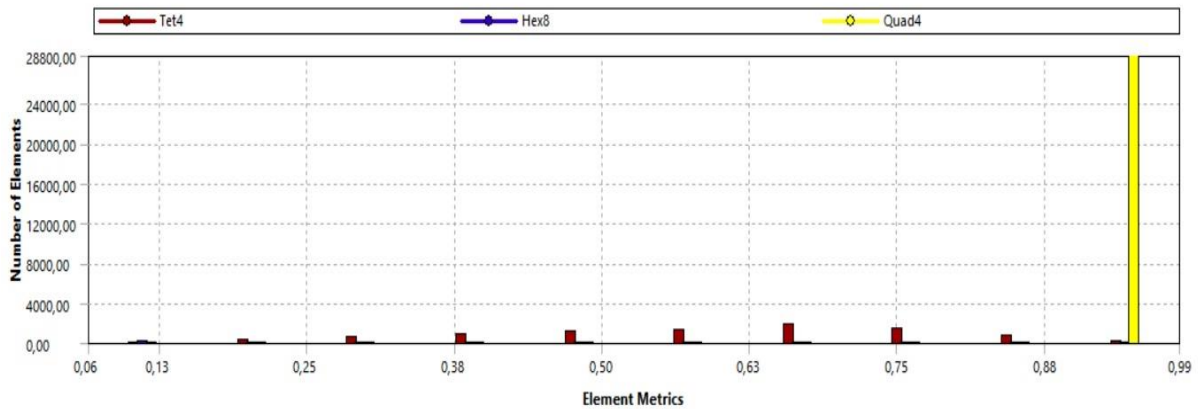


Figura 27 - Qualidade da malha, mesh quality.

Fonte: ANSYS.

Devido ao fato de que a análise da parede de colisão é desnecessária foi modificado o tamanho dos elementos desta parte. Pensando de forma similar, essa estratégia foi utilizada também na massa de impacto, porém foi feito um refinamento um pouco maior na face que está em contato com o atenuador de impacto. Tanto na massa de impacto quanto na parede de colisão foi utilizado um comportamento do tipo hard, que quer dizer que o tamanho ou o número de divisões é fixo na aresta e não pode ser alterado pelo algoritmo de engrenamento, já no tipo Soft, o controle de tamanho será afetado pela proximidade, curvatura e retificação local durante o processo de geração de malha. Isso se deve ao fato de que não é requerida informações sobre a parede e a massa de impacto. Quanto ao atenuador propriamente dito utilizou-se o comportamento soft. Ao todo, as simulações têm em média 38215 nós e 71893 elementos. O restante das configurações foi deixado no padrão do programa, default. A malha utilizada pode ser vista na figura 28.

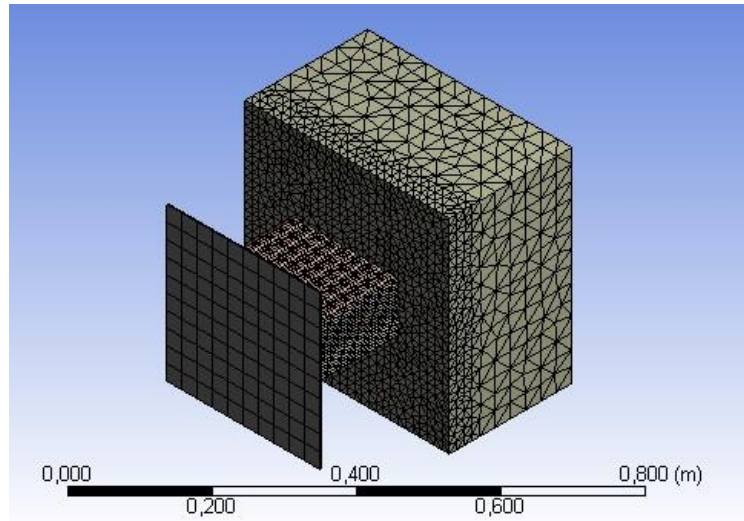


Figura 28 - Malha utilizada na simulação.

Fonte: Próprio autor.

Como pode ser visto na figura 29, em todas as simulações, o honeycomb foi colocado unido a massa de colisão, isso pelo fato de que na realidade o mesmo estará de fato fixado a estrutura automotiva que terá a massa designada. Para efeito de simplificação das simulações isso foi adotado. O contato entre o atenuador de impacto e a parede de colisão foi do tipo de atrito, com o coeficiente de atrito estático de 0,61 e dinâmico de 0,47. Foi colocado também uma distância de 1mm entre o atenuador de impacto e a parede de colisão, esse detalho pode ser visto na figura 30.

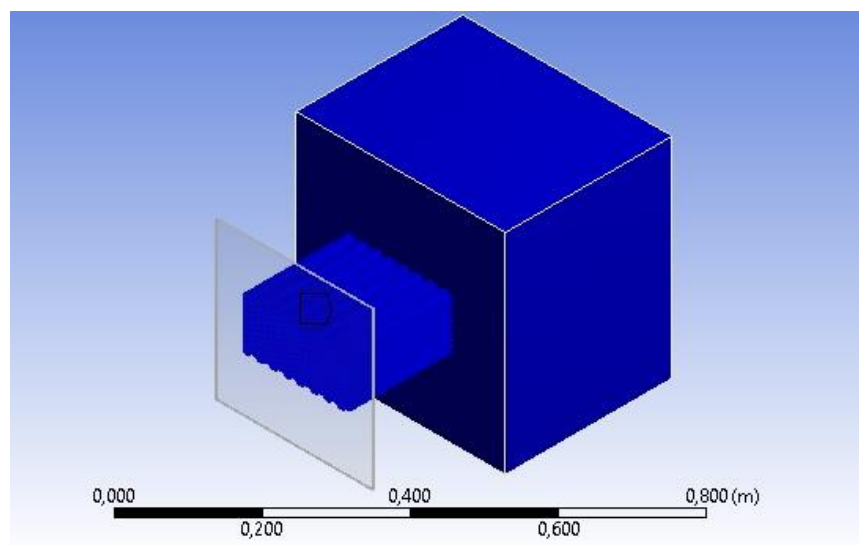


Figura 29 - Tipo de contato utilizado.

Fonte: Próprio autor

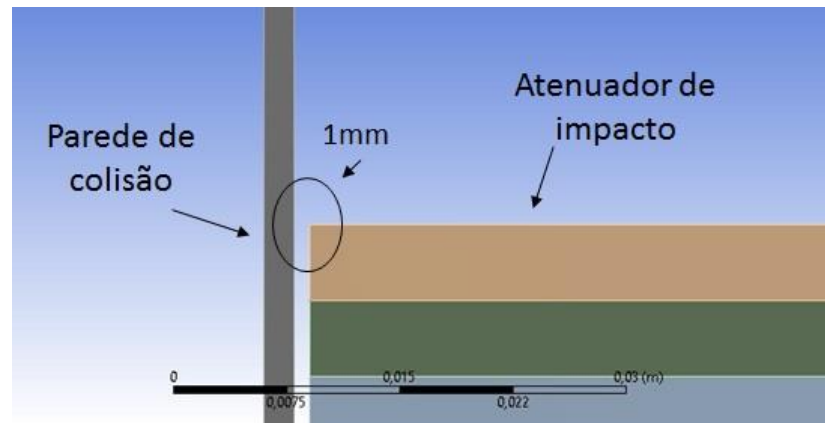


Figura 30 - Distância entre o atenuador e a parede de colisão.

Fonte: Próprio autor.

De forma que a massa não tenha desvios indesejados durante a colisão, a mesma foi deixada livre apenas na direção z , na qual nas simulações representa a direção da colisão, as demais foram consideradas com zero deslocamento. Assim, garante que a massa irá bater junto com o atenuador de impacto de forma perfeita na parede, ou seja, uma colisão frontal diretamente na superfície do atenuador, deixando apenas o mesmo se movimentar para qualquer direção depois do início do impacto e evitando que ocorra alguma espécie de erro provocado pelo movimento da massa, deixando a absorção de energia a melhor possível. A parede de colisão foi colocada como suporte fixo.

O tempo de simulação foi de 0,04 segundos em todas as simulações. Como resultado foi pedido a deformação direcional no eixo z , a energia total absorvida do atenuador de impacto, a aceleração, velocidade e deslocamento da massa de colisão.

4.4 REDE NEURAL ARTIFICIAL UTILIZADA

Os dados de entrada foram preparados antes de começar a realizar a simulação da rede neural na parte de pré-processamento. O RNA do tipo recorrente foi baseado na rede apresentada por Nicolau (2018) e Araújo (2019), na qual é uma rede NARX. A rede neural alimentada diretamente com múltiplas camadas foi desenvolvida pelo autor utilizando o toolbox, essa rede é do tipo Feed Forward (FF).

De forma a conseguir uma redução do custo computacional, foi utilizado a normalização de todos os dados de entrada conforme a equação 14. A função de ativação utilizada foi a tangente hiperbólica, na qual possui um intervalo de $y_{min} = -1$ a $y_{max} = 1$. Com isso, o valor mínimo de cada atributo (aceleração, deformação e energia absorvida) foi normalizado para o valor de -1 e o valor máximo do mesmo, para 1, com os valores intermediários variando dentro desse intervalo. Para o início do funcionamento da rede são determinadas as condições iniciais dos pesos e bias.

$$normalização = y_{min} + \frac{(y_{max}-y_{min}).(Entrada-\min(parâmetro))}{\max(parâmetro)-\min(parâmetro)} \quad (14)$$

Tanto a rede neural recorrente como a rede alimentada diretamente com múltiplas camadas foram treinadas utilizando o algoritmo de Levenberg-Marquardt, equação 15.

$$w_{k+1} = w_k - (J_k^T J_k + \mu I)^{-1} J_k e_k \quad (15)$$

Onde, w é o vetor de peso, J é a matriz jacobiana, I é a matriz identidade, μ é o coeficiente de combinação e e é o erro de treinamento na saída.

4.4.1 PRÉ-PROCESSAMENTO RNA

Os dados oriundos das simulações em elementos finitos vieram no formato texto, distribuídos em 3 colunas. A primeira com a numeração dos pontos em ordem crescente, a segunda com o tempo de cada ponto e a terceira com o valores de cada atributo (aceleração, deformação e energia absorvida) referente ao tempo da coluna anterior.

Para que esses valores fossem utilizados na RNA, foram feitos outros arquivos de texto para aceleração, deformação e energia absorvida de forma que os dados também foram distribuídos em 3 colunas. A primeira com o tempo de cada instante, a segunda com os valores dos comportamentos dinâmicos para cada instante de tempo e a última com a cota que variou. Só foram levados em conta os valores até a parada da colisão, isto é, quando a aceleração zerou e a deformação parou de crescer. Isso porque, o que interessa são os dados durante a colisão e não o que acontece na reação.

Para cada atenuador de impacto é utilizado um gráfico atributo x tempo, no qual a RNA recebe a informação de que a análise a ser feita é sobre determinada cota e para cada instante de tempo ela deve aprender o valor do atributo. Esses gráficos são originários de simulações computacionais que utilizaram o método dos elementos finitos para tal. Dessa forma, as variáveis de entrada foram o tempo e a cota (100 mm, 130 mm, 150 mm, 180 mm e 200 mm) que variou, com o atributo sendo o alvo, ou seja, a variável de saída. Esses dados de entrada entram pela camada de entrada, na qual não sofrem nenhuma ação. Posteriormente, os dados são processados em neurônios que se comunicam. Caso seja uma rede Feed Forward o fluxo é sempre para frente, isto é, o dado processado por um neurônio segue para os próximos neurônios das camadas seguintes. No caso de uma rede recorrente (NARX, por exemplo) existe uma realimentação no próprio neurônio ou em neurônios da mesma camada, conforme explicado no item 3.5. Das possíveis variáveis dos modelos estudados a única que variou foi uma das dimensões do atenuador, deixando o restante fixo, como já explicado anteriormente no item 4.2.

A rede neural atribui pesos aleatórios buscando um erro menor para o sistema. Utilizou-se os valores iniciais aleatórios no intervalo de [0 1] para pesos e bias.

Nos dois tipos de rede, tanto na NARX quanto na Feed Forward, foram determinadas o número de camadas e de neurônios por tentativa e erro, até que se conseguiu chegar nos melhores resultados. Dessa forma a rede NARX ficou com 14 neurônios com 7 atrasos para uma saída e a Feed Forward conta com 3 camadas ocultas, com 30, 30 e 10 neurônios respectivamente e uma, com um, de saída. Para o treinamento, foram utilizados os parâmetros de 1000 épocas, erro de treinamento de 10×10^{-4} e erro admissível de teste 4×10^{-4} para o recorrente. Esses valores de erros foram considerados para que se possa ter uma diferença pequena entre os dados da identificação da rede neural e os dados alvos. Contudo, valores de erros maiores poderão ser admitidos para a aceleração e energia absorvida, visto que as escalas desses comportamentos dinâmicos apresentam uma escala da ordem de 100 e 1000, respectivamente. A figura 31 mostra a configuração utilizada para a quantidade de camadas e números de neurônios da RNA Feed Forward.

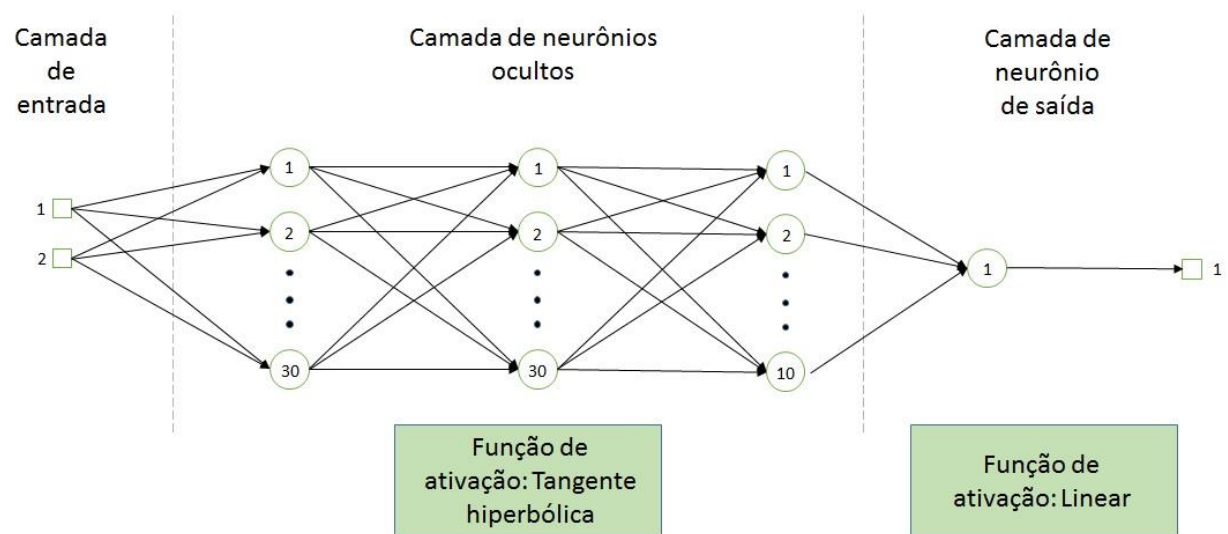


Figura 31 - Representação das camadas com seus neurônios no Toolbox para RNA Feed Forward.

Fonte: Próprio autor.

Para o parâmetro interno de avaliação de ambos os modelos, foi utilizado o erro quadrático médio (EQM), conforme a equação. 16.

$$EQM = media((atributo - resposta_validação)^2) \quad (16)$$

Onde, o atributo pode ser a aceleração, energia ou deformação.

Um dos problemas que a análise do erro pode trazer para a rede neural é uma identificação de uma possível generalização, ou seja, um problema de sobre treinamento. Para que isso não ocorra foi atribuído um erro admissível para o treinamento e o teste.

4.4.2 TREINAMENTO E TESTE DA RNA

A rede é treinada para que a mesma consiga ter a capacidade de aprendizado. Esse treinamento nada mais é do que a variação dos pesos em cada época e essa variação está fundamentada no cálculo dos erros que por sua vez reduz a função de custo fazendo consequentemente a identificação do comportamento não-linear.

Conforme já explicado anteriormente, o sobre treinamento é um problema que tem que ser evitado, para que isso ocorra, é feito conjuntamente ao treinamento da rede a etapa de testes. Isso acontece de forma que parte dos dados são separadas aleatoriamente do treinamento para que se possa medir a capacidade da rede de generalizar.

A rede recorrente foi treinada e testada com 80% e 20% respectivamente dos dados enquanto a rede Feed Forward ficou com valores de 70% e 15%.

Os pesos foram ajustados pela rede em cada etapa buscando diminuir os erros. Esses pesos impactam não apenas o neurônio que está diretamente a frente, mas todos os neurônios das próximas camadas. Para isso, como já citado, foi utilizado o erro quadrático médio assim como as demais informações contidas no pré-processamento.

É importante que se valide o experimento para que se prove que a rede foi capaz de aprender e assim identificar o sistema. Nessa etapa do processo, o sistema neural não passar por retreinamento, isto é não ocorre variação dos pesos como no treinamento. Para tal foi verificado a identificação do atenuador de 200x200x200 mm de dimensões. O erro da validação é a diferença entre os valores do alvo e os valores que a rede neural obteve. A rede FF realiza sua validação durante o processo e por ter-se usado o toolbox a entrada e saída dos seus dados são diferentes da rede NARX. Isso porque na RNA NARX todo o processo é feito por linhas de códigos, na qual o programador teve a liberdade para colocar os processos como ele quis, claro seguindo o rito correto da rede.

4.4.3 PÓS-PROCESSAMENTO

Nessa parte os dados que foram normalizados são desnormalizados, isto é, os valores voltam para a escala normal. Para demonstrar a qualidade da rede neural foi utilizado Erro Quadrático Médio (EQM) com valores desnormalizados, o Erro Absoluto Médio (EAM), equação (17), e Média Percentual Absoluta do Erro (MPAE ou do inglês Mean Absolut Relative Error – MARE), equação (18).

$$EAM = media(|atributo_{desn} - resposta_{validação_desnor}|) \quad (17)$$

$$MPAE = media \left(\frac{|atributo_validação_desn - resposta_validação_desnor|}{|atributo_validação_desn|} \right) \quad (18)$$

A figura 32 apresenta o diagrama de blocos de todo o processo da rede neural, desde a aquisição de dados de entrada, até a avaliação e comparação dos resultados da RNA.

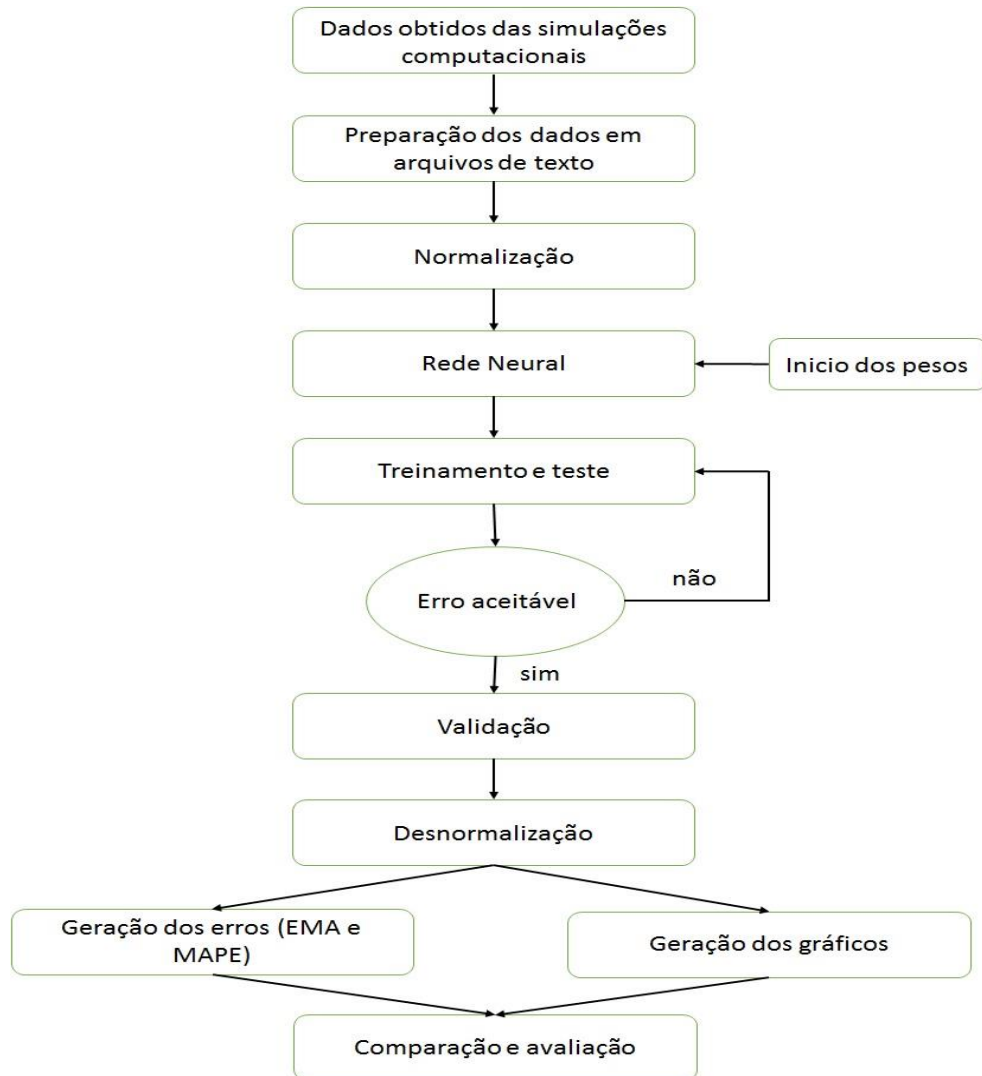


Figura 32 - Esquema das etapas do RNA.

Fonte: Próprio autor.

CAPÍTULO V

5.1 RESULTADOS E DISCUSSÕES

5.2 RESULTADOS DAS SIMULAÇÕES NUMÉRICAS

As figuras 33, 34, 35, 36 e 37 apresentam os estágios finais dos atenuadores depois que a colisão finalizou. Nela é possível observar que quanto mais delgado for o atenuador (figura 33), mas ele se deforma. E em alguns casos ocorre um “escorregamento” do atenuador enquanto ele continua a se deformar. Nos atenuadores mais largos (figura 36 e 37) esse escorregamento é muito menor e neles as a superfície se deformam mais pelo efeito da flambagem das paredes.

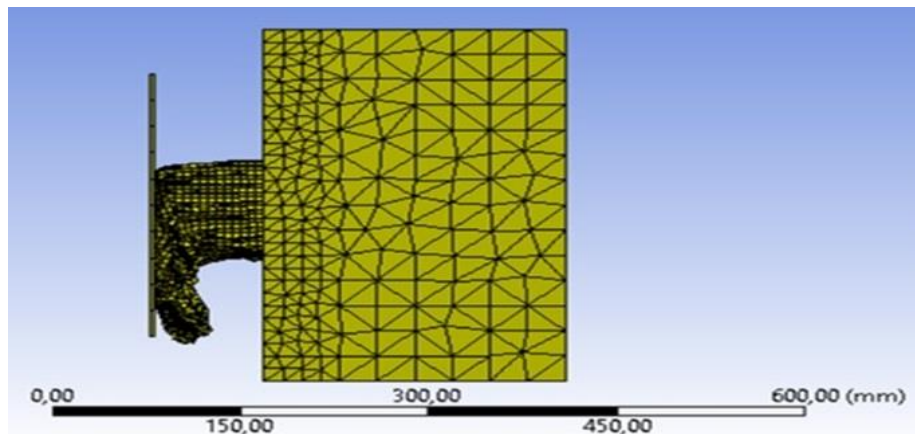


Figura 33 – Estágio final da colisão Honeycomb com cota de altura de 100 mm.

Fonte: Próprio autor.

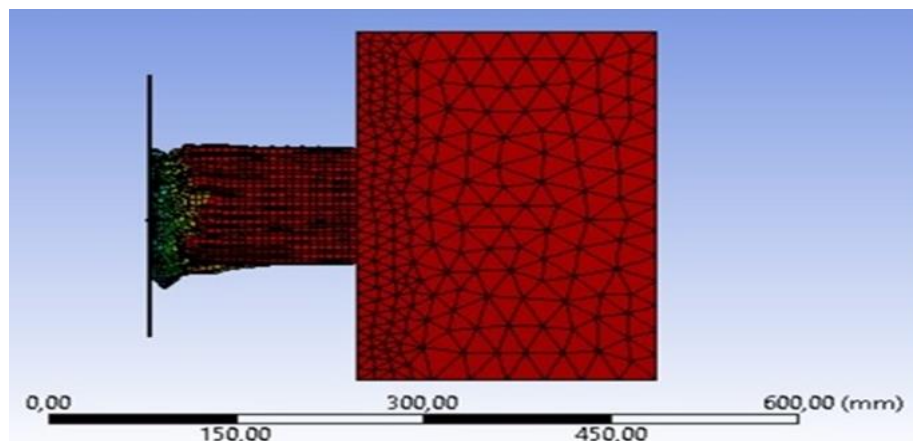


Figura 34 – Estágio final da colisão Honeycomb com cota de altura de 130 mm.

Fonte: Próprio autor.

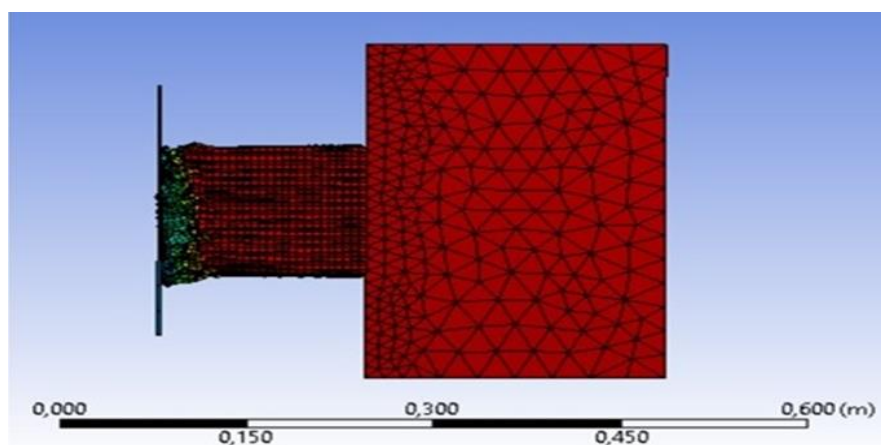


Figura 35 – Estágio final da colisão Honeycomb com cota de altura de 150 mm.

Fonte: Próprio autor.

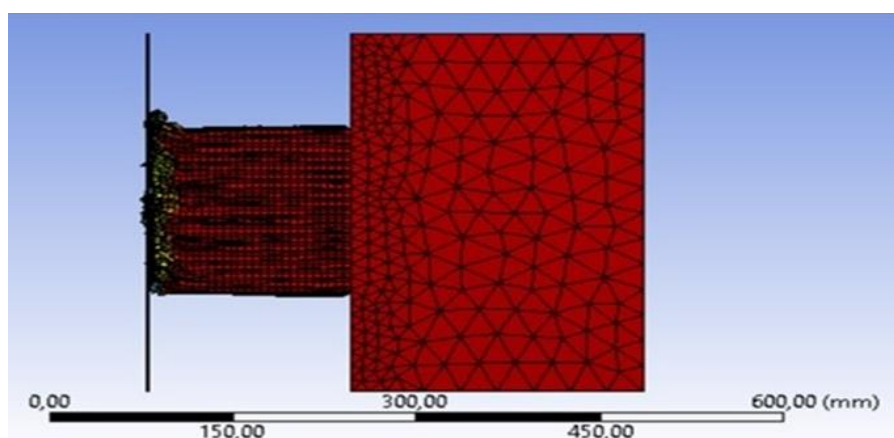


Figura 36 – Estágio final da colisão Honeycomb com cota de altura de 180 mm.

Fonte: Próprio autor.

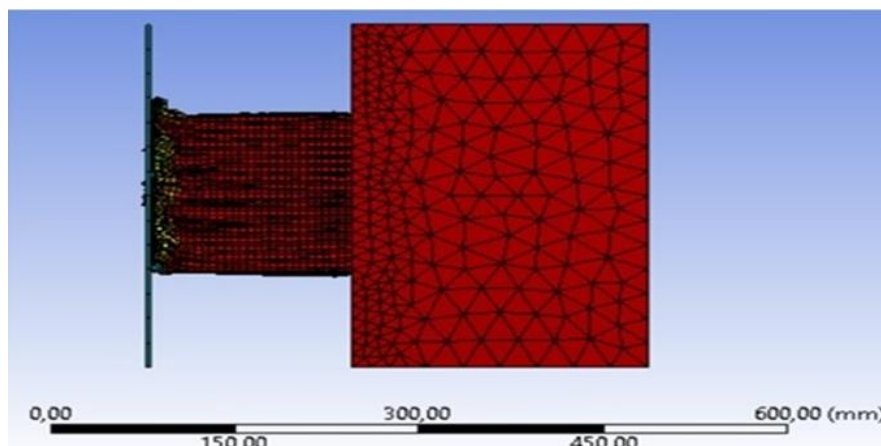


Figura 37 - Estágio final da colisão Honeycomb com cota de altura de 200 mm.

Fonte: Próprio autor.

As figuras 38, 39, 40, 41 e 42 apresentam os gráficos de desaceleração para os atenuadores de impacto de dimensões 200x100x200 mm, 200x130x200 mm, 200x150x200 mm, 200x180x200 mm e 200x200x200 mm respectivamente simulado durante a colisão.

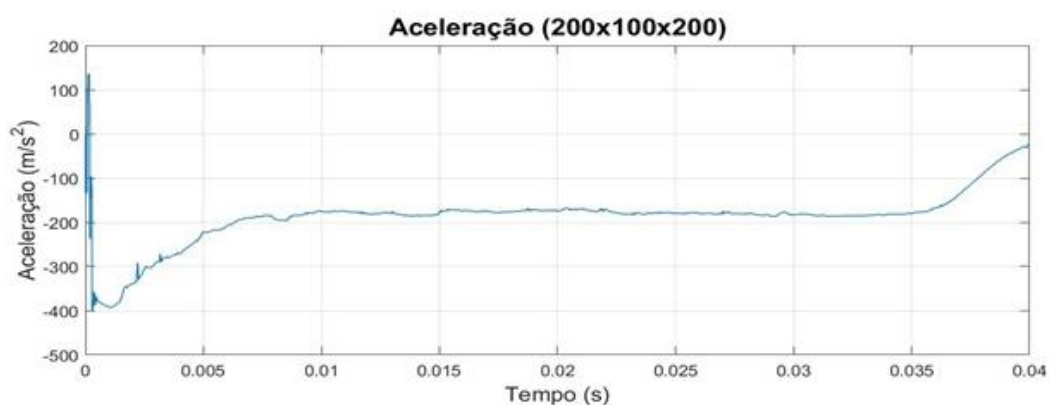


Figura 38 – Resultados da simulação numérica – aceleração para dimensão 200x100x200 mm.

Fonte: Próprio autor.

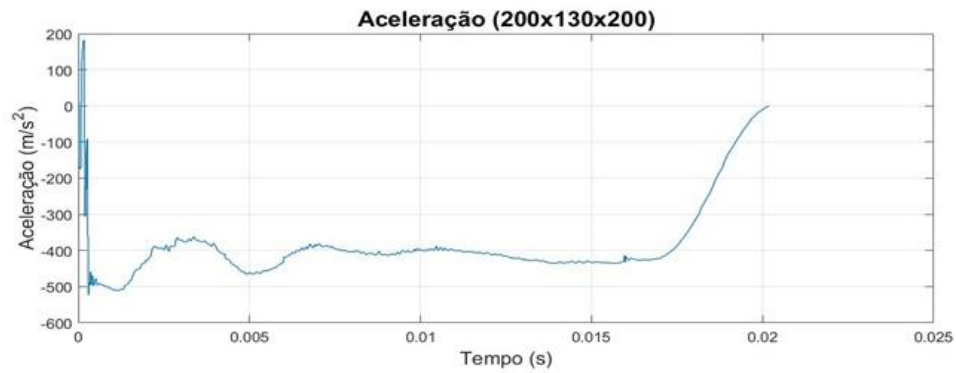


Figura 39 – Resultados da simulação numérica – aceleração para dimensão 200x130x200 mm.

Fonte: Próprio autor.

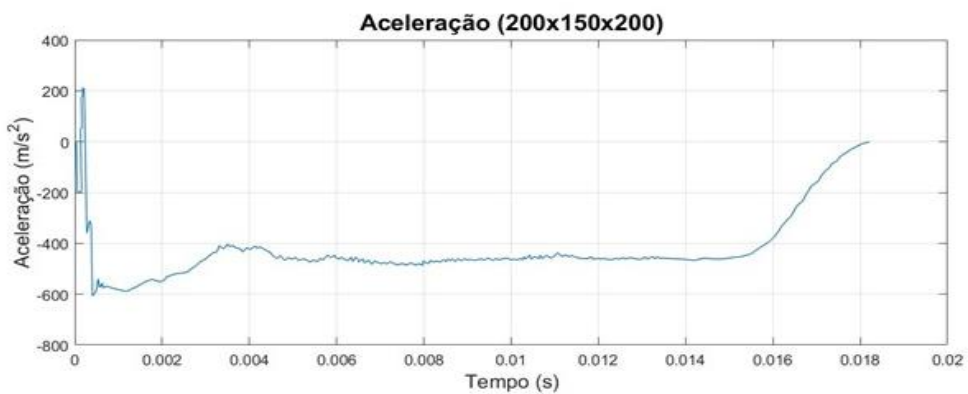


Figura 40 – Resultados da simulação numérica – aceleração para dimensão 200x150x200 mm.

Fonte: Próprio autor.

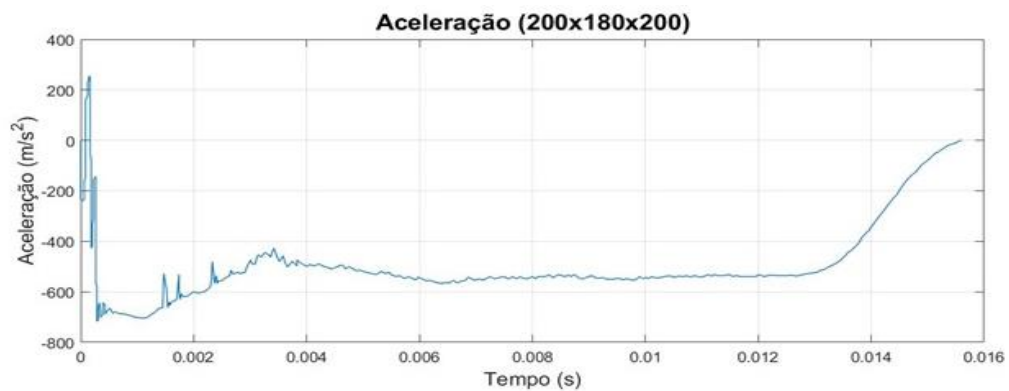


Figura 41 – Resultados da simulação numérica – aceleração para dimensão 200x180x200 mm.

Fonte: Próprio autor.



Figura 42 – Resultados da simulação numérica – aceleração para dimensão 200x200x200 mm.

Fonte: Próprio autor.

É possível observar que na medida que o atenuador fica mais largo, a desaceleração máxima e médias crescem. Isso já era previsível porque com esse aumento, também se aumenta a rigidez do atenuador. Assim fazendo com que a desaceleração seja mais rápida e com isso seus valores são maiores. Apenas a configuração 200x100x200 mm atende a regra SAE quando ao pico e média de desaceleração, isto é, esse modelo apresenta pico máximo de desaceleração inferior a 40g e média inferior a 20g.

De forma similar aos gráficos de aceleração apresentados anteriormente, as figuras 43, 44, 45, 46 e 47 apresentam os gráficos de energia absorvida pelos atenuadores de impacto de dimensões 200x100x200 mm, 200x130x200 mm, 200x150x200 mm, 200x180x200 mm e 200x200x200 mm respectivamente.

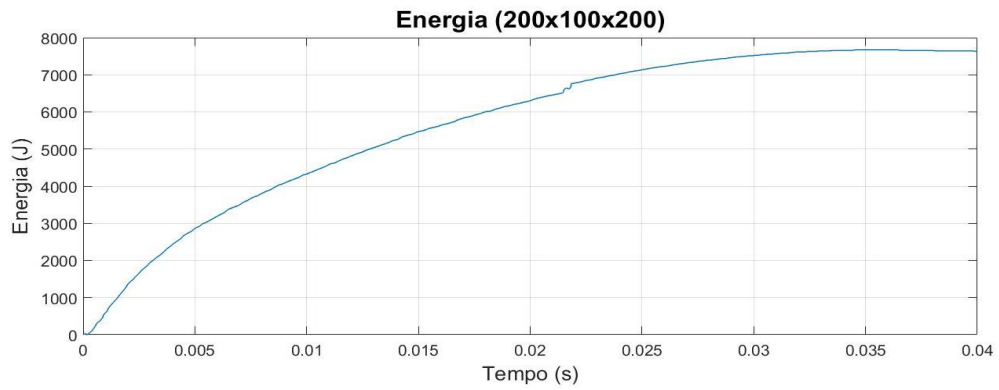


Figura 43 - Resultados da simulação numérica – energia absorvida para dimensão 200x100x200 mm.

Fonte: Próprio autor.

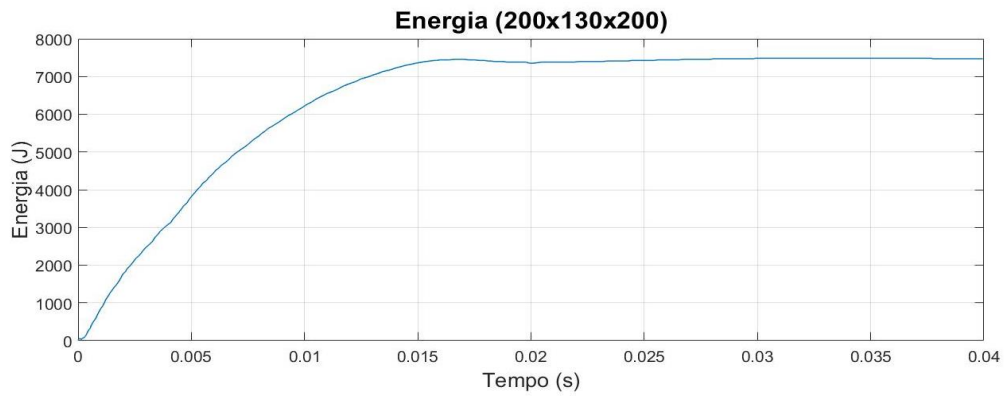


Figura 44 - Resultados da simulação numérica – energia absorvida para dimensão 200x130x200 mm.

Fonte: Próprio autor.

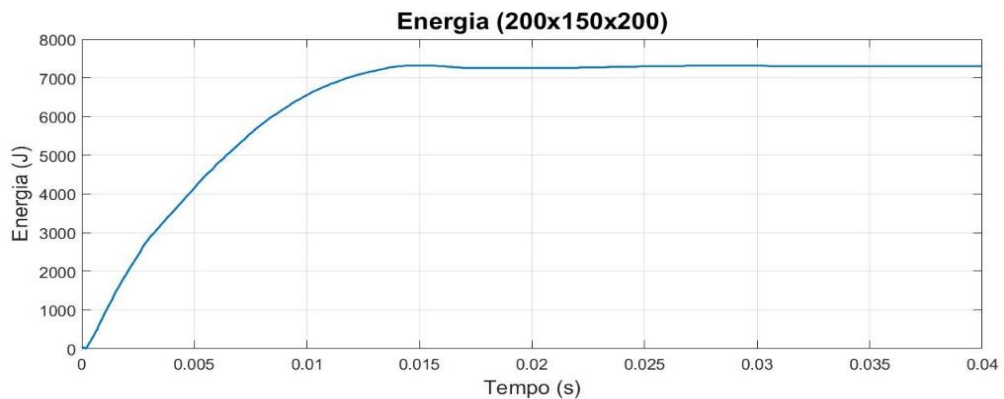


Figura 45 - Resultados da simulação numérica – energia absorvida para dimensão 200x150x200 mm.

Fonte: Próprio autor.

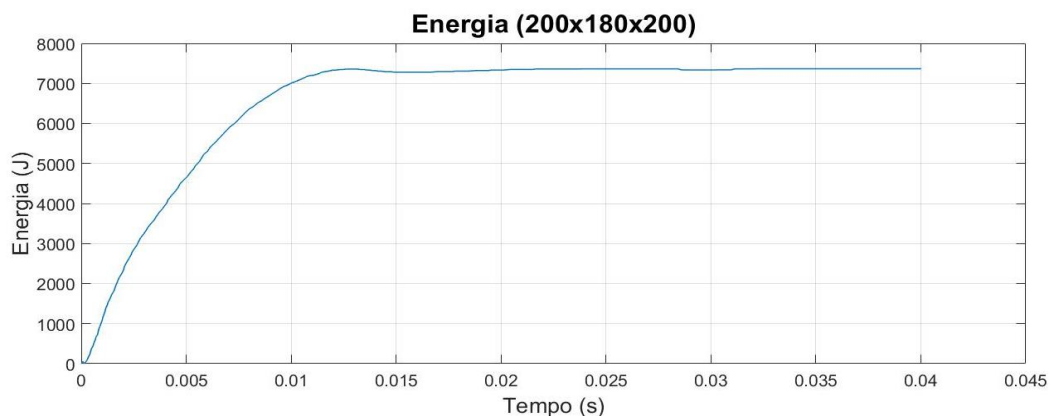


Figura 46 - Resultados da simulação numérica – energia absorvida para dimensão 200x180x200 mm.

Fonte: Próprio autor.

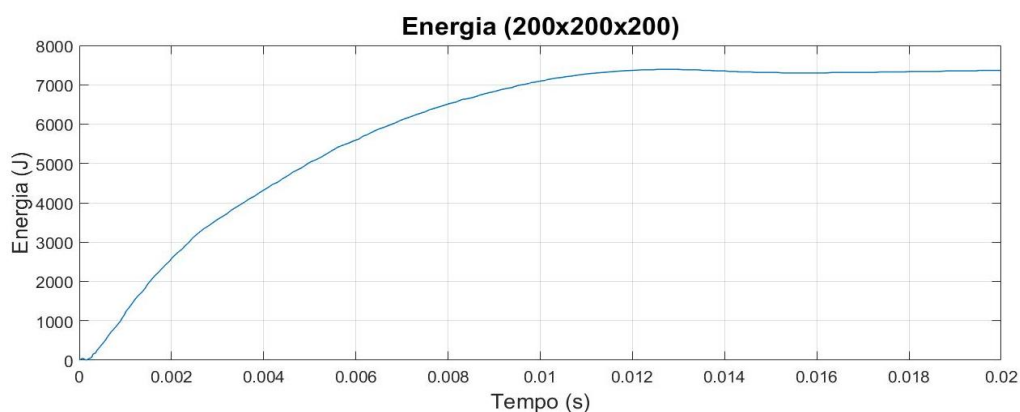


Figura 47 - Resultados da simulação numérica – energia absorvida para dimensão 200x200x200 mm.

Fonte: Próprio autor.

Quanto a energia absorvida é possível observar que todas ficaram acima de 7350 J, e também que quanto maior o atenuador, menos se absorve energia no impacto. Isso se explica porque a medida que o atenuador aumenta, ele deforma menos e assim absorve menos energia durante a colisão. Porém a absorção máxima ocorre de forma mais rápida. Nesse quesito todos os atenuadores estão atendendo a regra SAE.

As figuras 48, 49, 50, 51 e 52 apresentam os gráficos de deformação para os atenuadores de impacto de dimensões 200x100x200 mm, 200x130x200 mm, 200x150x200 mm, 200x180x200 mm e 200x200x200 mm respectivamente.

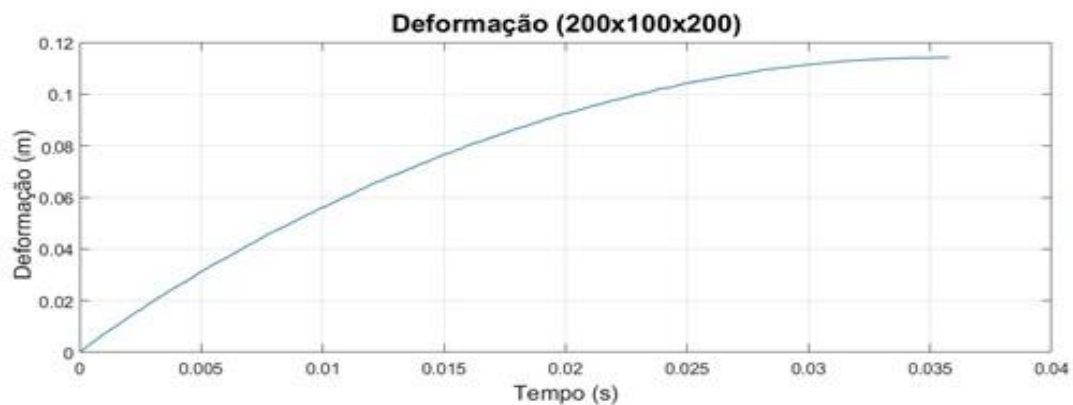


Figura 48 – Resultados da simulação numérica – deformação para dimensão 200x100x200 mm.

Fonte: Próprio autor.

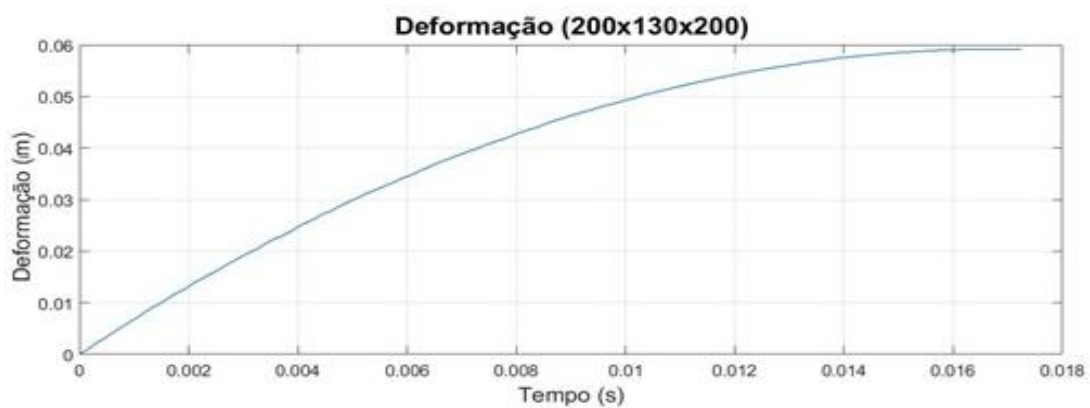


Figura 49 – Resultados da simulação numérica – deformação para dimensão 200x130x200 mm.

Fonte: Próprio autor.

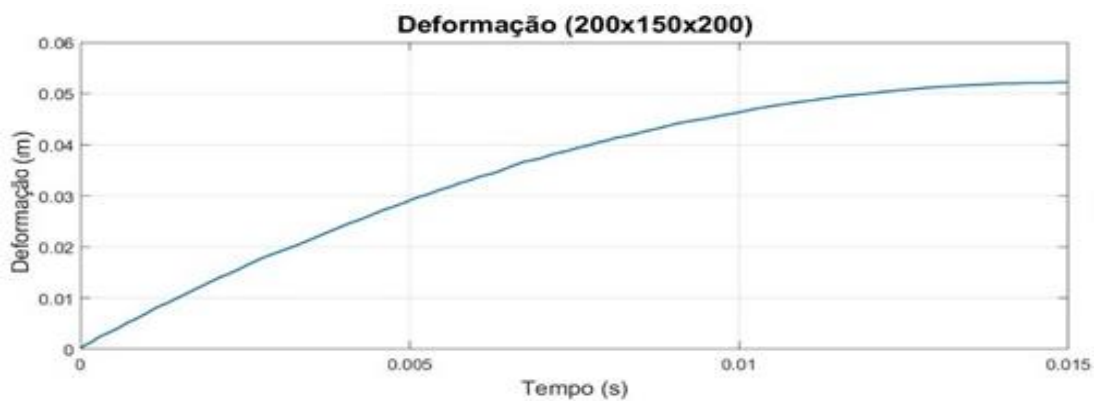


Figura 50 – Resultados da simulação numérica – deformação para dimensão 200x150x200 mm.

Fonte: Próprio autor.

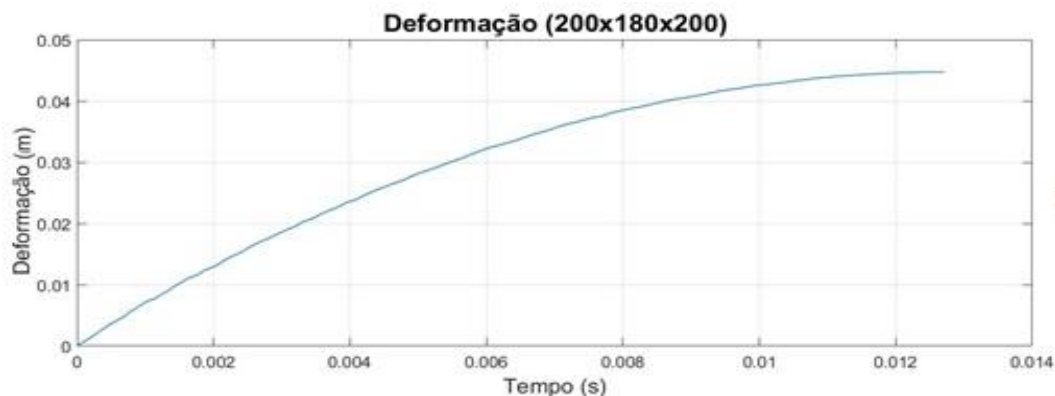


Figura 51 – Resultados da simulação numérica – deformação para dimensão 200x180x200 mm.

Fonte: Próprio autor.

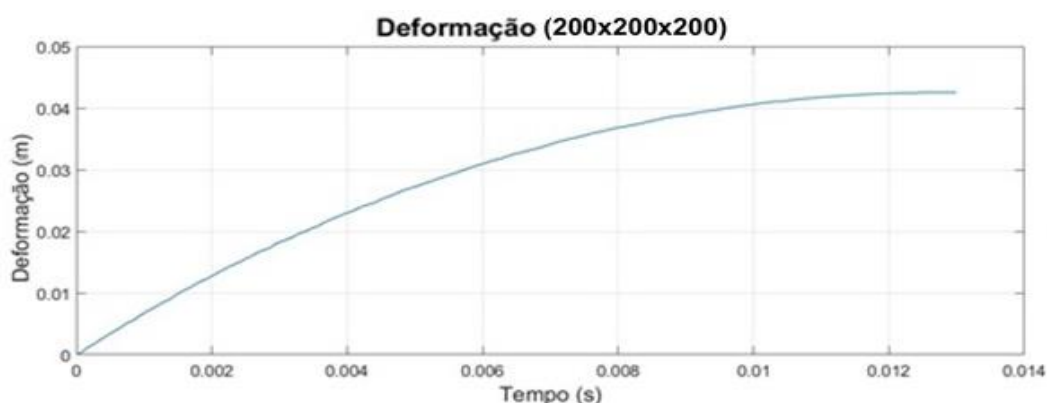


Figura 52 - Resultados da simulação numérica – deformação para dimensão 200x200x200 mm.

Fonte: Próprio autor.

Analisando a deformação, pode-se ver que quanto maior o atenuador, menos ele deforma e mais rápido chega a deformação máxima. Os resultados das simulações mostraram coerência, analisando os gráficos de aceleração e deformação juntos. É possível ver que com o aumento do atenuador, há um aumento da rigidez e assim provoca uma desaceleração mais abrupta, isto é, os valores dos picos e das médias das desacelerações aumentam, o que por sua vez faz com que o atenuador pare de forma mais rápida. Esse fato pode ser visto nos gráficos de deformações. Sendo assim, os dados que servirão para treinamento e validação da RNA se mostram coerentes e confiáveis.

Quando se comparado os resultados das simulações numéricas realizadas com outros trabalhos disponíveis na literatura, tais como: Boria e Forasassi (2008), Fernández (2016) e Phu (2018), é possível observar que ambos mostram comportamentos similares. Muitos desses trabalhos foram validados por meio de uma análise experimental. A figura 53 apresenta os resultados para a aceleração e deformação encontrados no trabalho de Fernández (2016). Quando comparando a figura 53 com as figuras de 38 a 42 e 48 a 52 é possível observar a similaridade entre as mesmas. No que se trata de aceleração é fácil observar que o pico máximo encontrasse no início e que depois vai decaindo de forma parecida até o valor de zero. A diferença está que no gráfico tratado neste trabalho os valores estão negativos, enquanto no vindo da literatura está positivo. Isso se dá pelo fato da tomada de referência quanto ao sentido utilizado pelos dois trabalhos. Tratando-se da deformação, a similaridade se torna ainda mais perceptível.

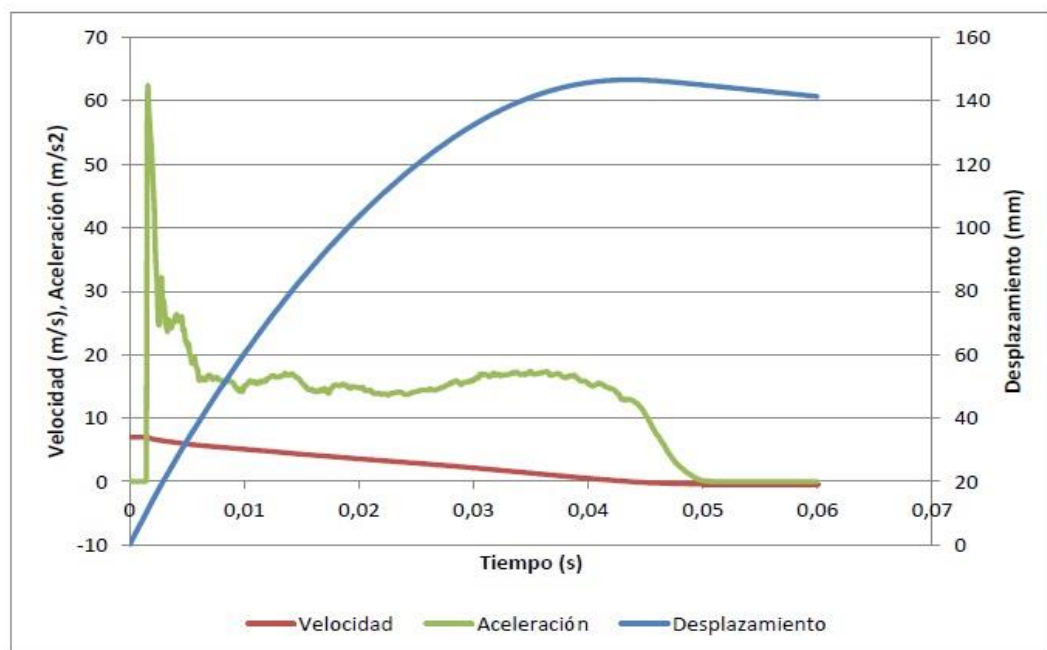


Figura 53 - Comportamento da aceleração, deformação e velocidade encontrada na colisão.

Fonte: Adaptado Fernández (2016).

5.3 RESULTADOS DAS RNA'S

A figuras 54, 56 e 58 representam os dados de treinamento e as figuras 55, 57 e 59 a validação para os parâmetros aceleração, deformação e energia absorvida, respectivamente. Todas as figuras mencionadas se referem a rede recorrente.

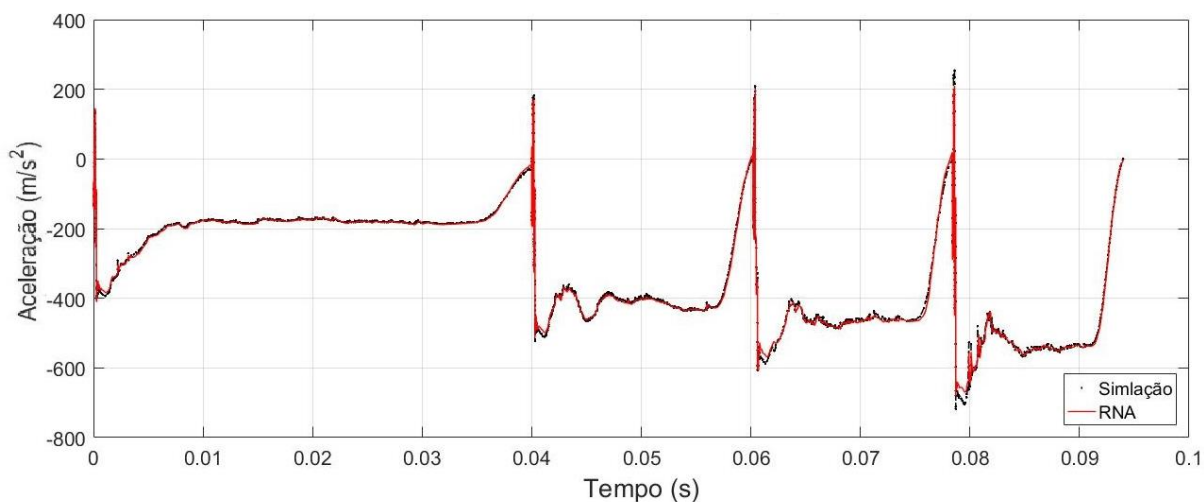


Figura 54 – Treinamento da aceleração, rede NARX.

Fonte: Próprio autor.

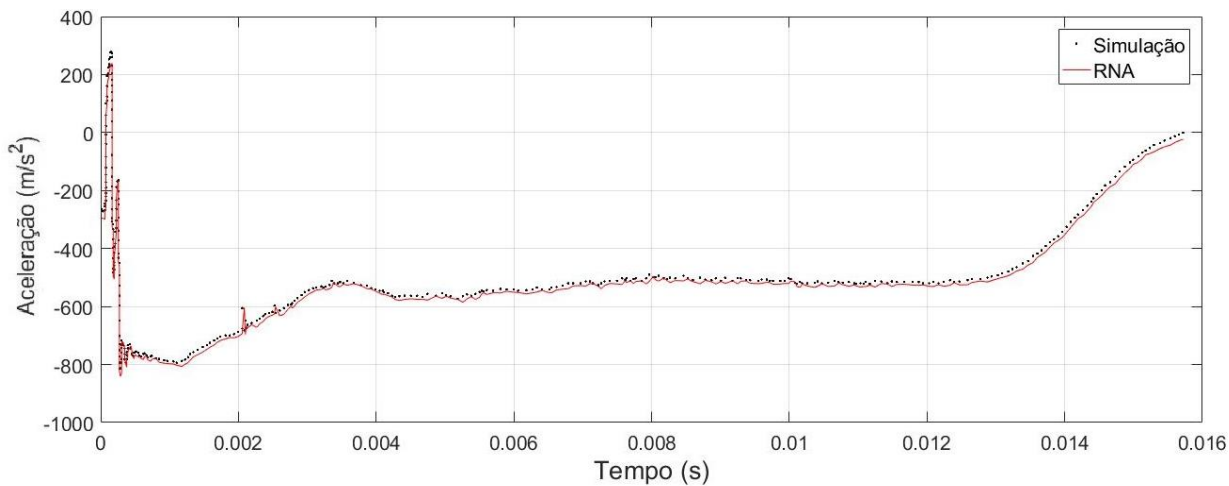


Figura 55 – Validação da aceleração, rede NARX.

Fonte: Próprio autor.

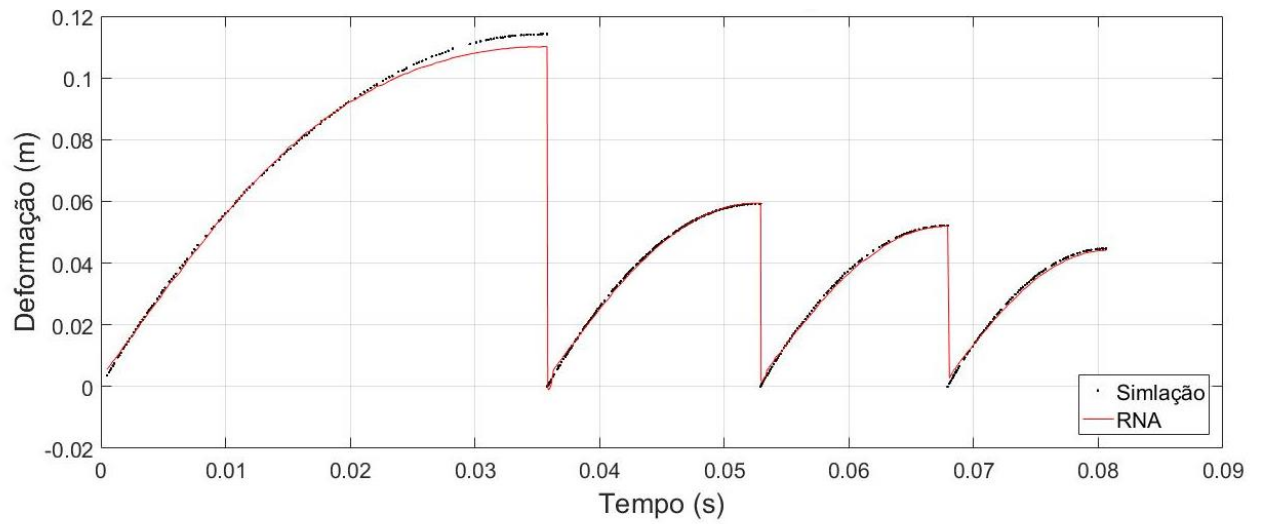


Figura 56 – Treinamento da deformação, rede NARX.

Fonte: Próprio autor.

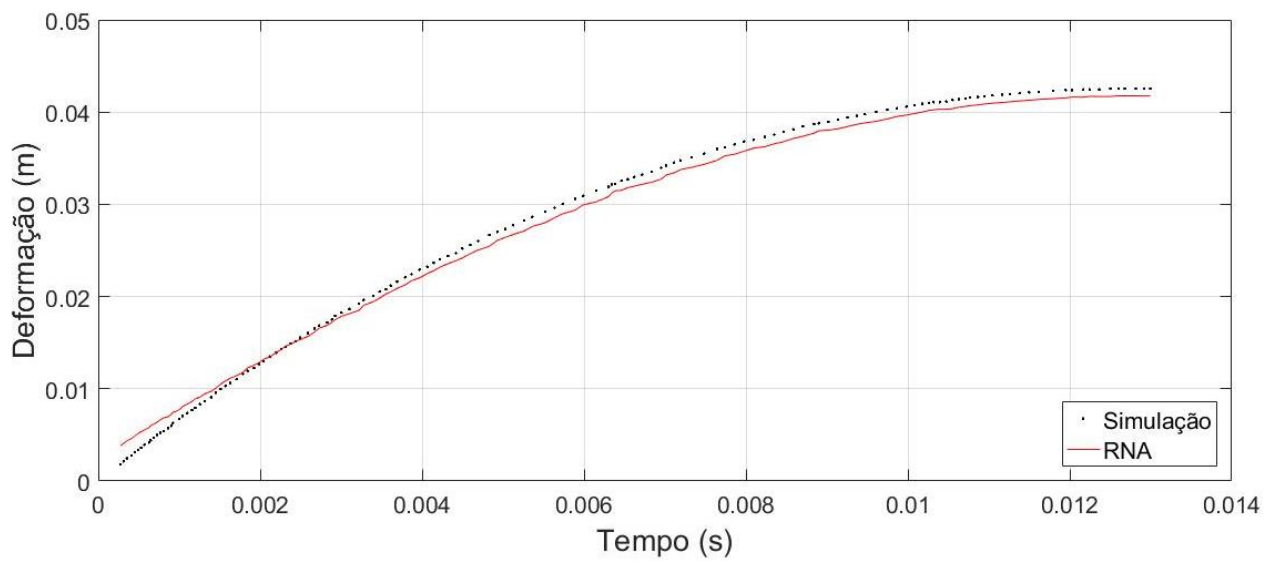


Figura 57 - Validação da deformação, rede NARX

Fonte: Próprio autor.

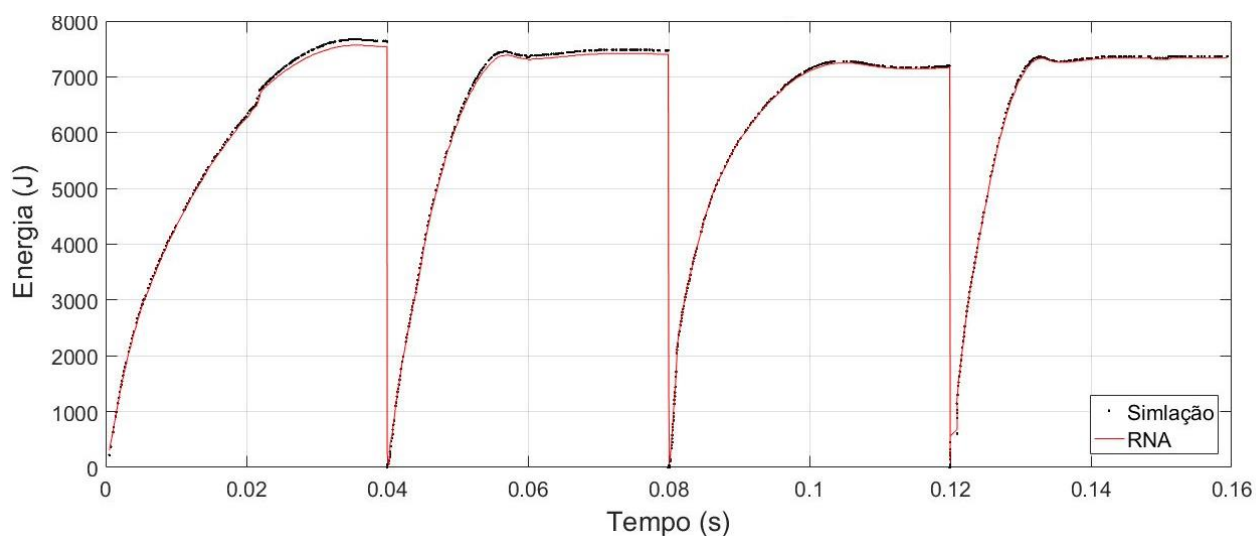


Figura 58 - Treinamento da energia absorvida, rede NARX.

Fonte: Próprio autor.

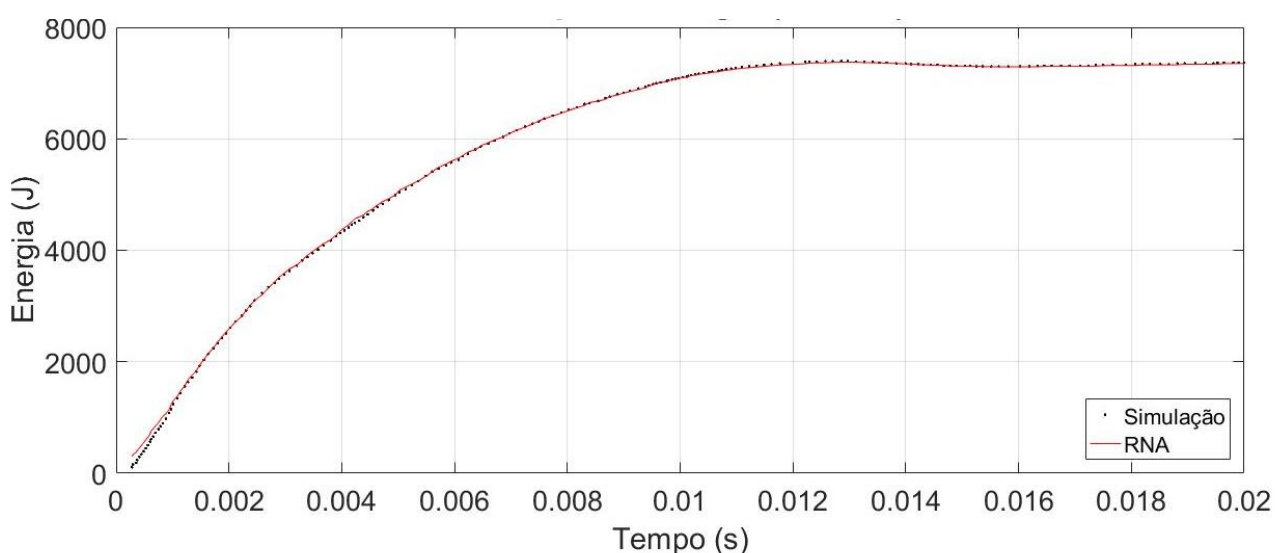


Figura 59 - Validação da energia absorvida, rede NARX.

Fonte: Próprio autor.

Por esses gráficos é possível observar que a rede conseguiu treinar de forma eficaz e a validação foi bem-sucedida. Os gráficos de entrada foram colocados assim para uma fácil observação. Houve um pouco de perda da acurácia na identificação da deformação e da energia, porém a rede se mostrou muito eficaz para a identificação da aceleração, na qual é mais complexa. Isso era de se esperar, já que redes recorrentes entende muito mais e até é bom os dados serem mais complexos ou que

venham com mais ruído porquê dessa forma a rede ganha uma capacidade de generalização. A figura 60 mostra os dados de entrada e a figura 61, a saída da aceleração.

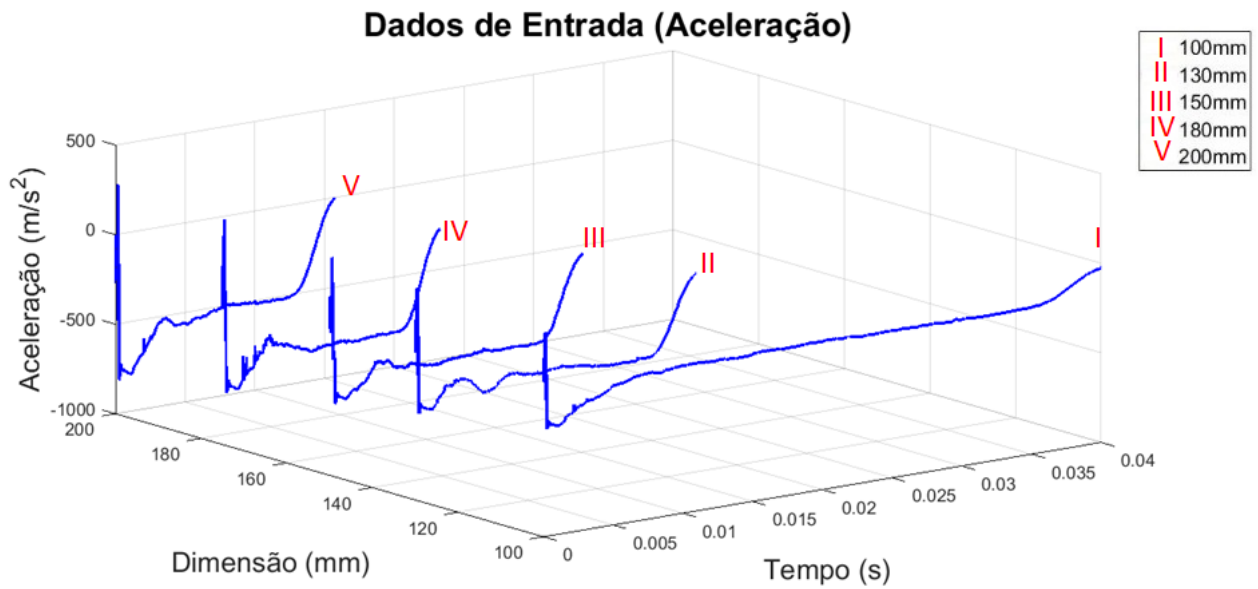


Figura 60 – Dados de Entrada da rede Feed Forward para a aceleração.

Fonte: Próprio autor.

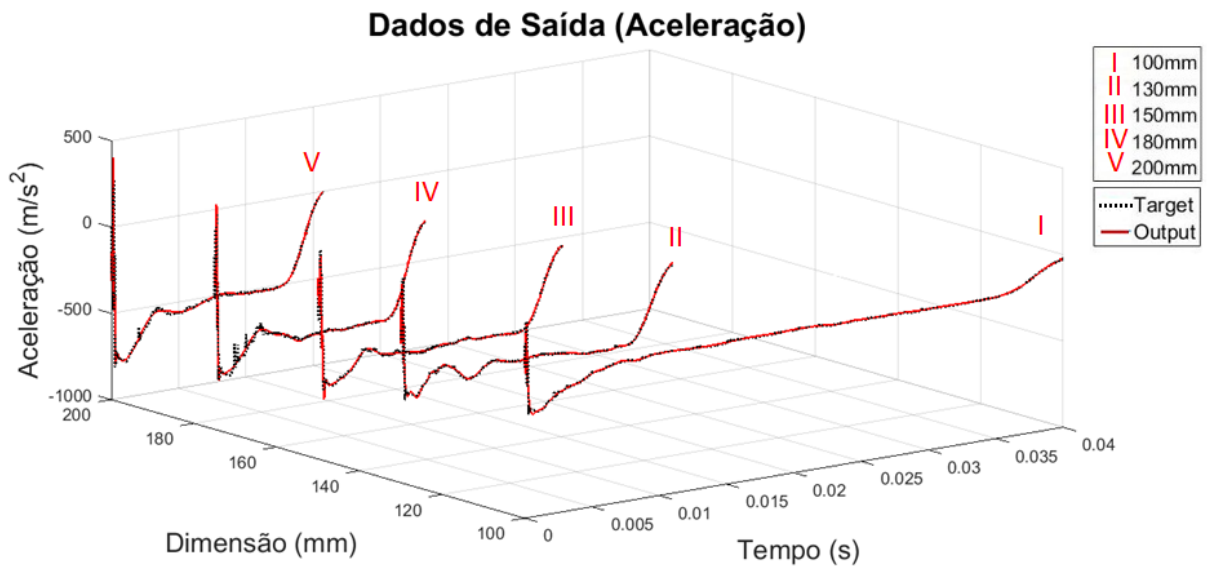


Figura 61 - Dados de saída de rede Feed Forward para a aceleração.

Fonte: Próprio autor.

A figura 62 e 63 mostram as informações da deformação e as figuras 64 e 65, da energia obtidas pela RNA Feed Forward.

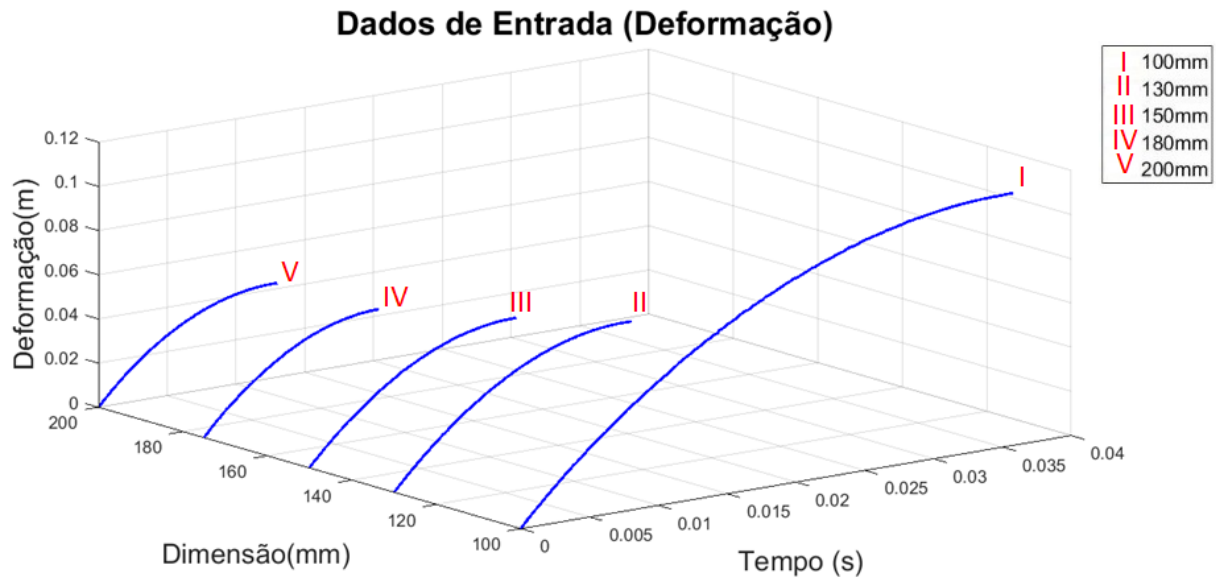


Figura 62 - Dados de Entrada da rede Feed Forward para a deformação.

Fonte: Próprio autor.

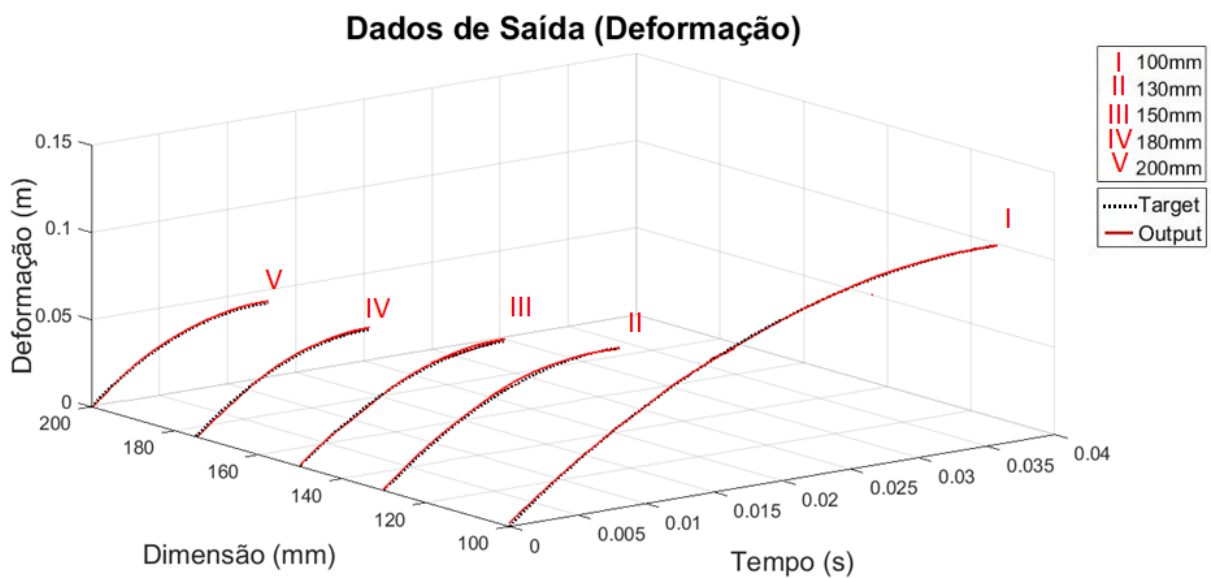


Figura 63 - Dados de saída da rede Feed Forward para a deformação.

Fonte: Próprio autor.

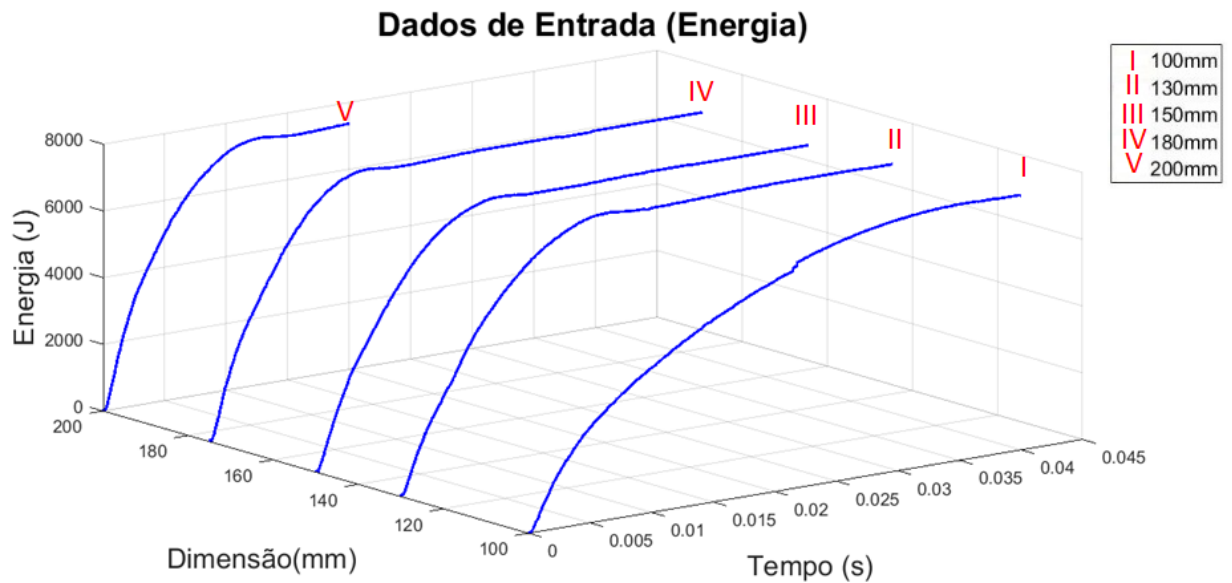


Figura 64 - Dados de entrada da rede Feed Forward da energia absorvida.

Fonte: Próprio autor.

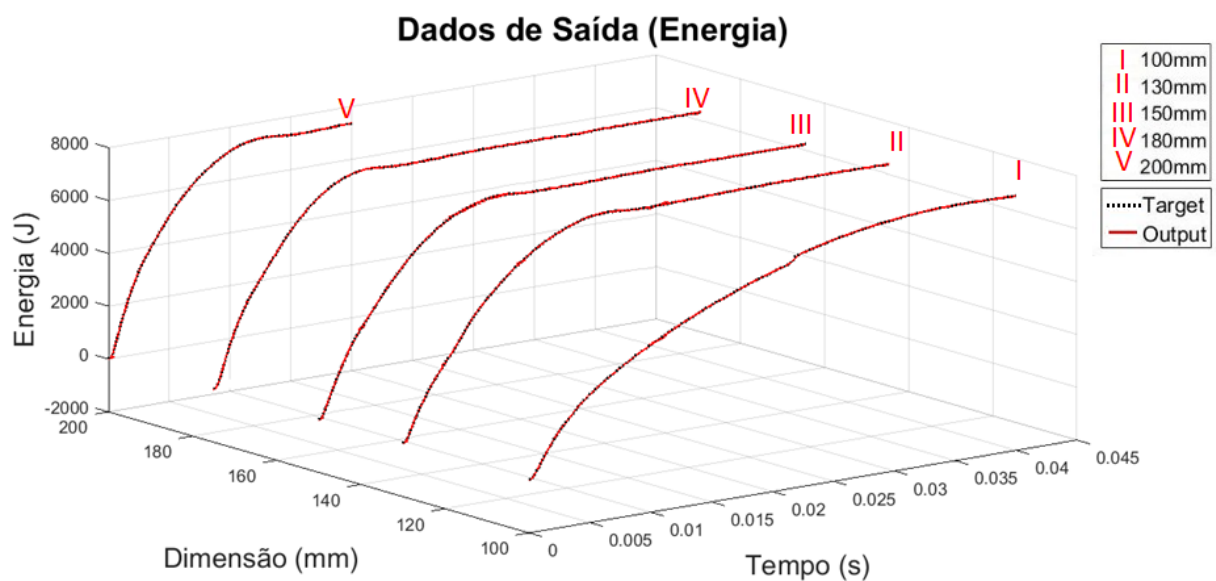


Figura 65 - Dados de saída da rede Feed Forward da energia absorvida.

Fonte: Próprio autor.

É possível observar que a rede Feed Forward foi capaz de identificar os valores de deformações e energia absorvida. Quando se fala na identificação da aceleração, na qual tem uma forma com maior grau de complexidade, essa rede deixou a desejar. Ela até consegue identificar a tendência, mas falha ao tentar identificar os detalhes,

isto é, as oscilações da aceleração. Assim, a comparação é feita de forma melhor confrontando os erros. Dessa forma os erros são apresentados na tabela 2, para a RNA Feed Forward e na tabela 3, para a RNA recorrente NARX.

Tabela 2 - Erros da RNA Feed Forward.

<i>Feed Forward</i>			
Atributo	EMQ	EMA	MAPE
Aceleração (m/s^2)	2876,50	23,84	0,24
Energia (J)	192,012	8,9195	0,0229
Deformação (m)	$7,54 \times 10^{-9}$	$6,43 \times 10^{-5}$	0,063

Tabela 3 - Erros da RNA recorrente NARX.

NARX			
Atributo	EMQ	EMA	MAPE
Aceleração (m/s^2)	205,47	10,283	0,039
Energia (J)	$5,30 \times 10^3$	91,0605	0,0506
Deformação (m)	$3,27 \times 10^{-7}$	$7,94 \times 10^{-4}$	0,0650

Tabela 4 - Comparação entre o MAPE das redes.

Comparação entre o MAPE dos modelos em (%)		
	MAPE FF	MAPE Recorrente NARX
Aceleração	24,43	3,9
Energia	2,29	5,06
Deformação	6,3	6,50

Na tabela 2 e 3 é possível observar o erro médio quadrático (EQM), o erro médio absoluto e a média absoluta percentual (MAPE) para a rede Feed Forward e NARX, respectivamente. Os valores de erro médio quadrático e erro médio absoluto nos atributos aceleração e energia são maiores pelo fato de que a escala de valor dos mesmos também é elevada. Isto é, quando é feita a diferença entre o identificado pela RNA e o que serviu como alvo (valor oriundo das simulações numéricas), os valores

encontrados, por consequência, se apresentam elevados. Na aceleração os valores de pico vão de perto de 400 m/s^2 a 800 m/s^2 e na energia isso se acentua, visto que seus valores de pico estão na ordem de 7350 J. Quando é observado a deformação, os maiores valores desse quesito são menores que 1 m, deixando os seus respectivos erros menores.

Para facilitar o entendimento, a tabela 4 apresenta isoladamente, a comparação dos erros MAPE em porcentagem. Sendo assim, é possível ver que para uma identificação de aceleração, a rede recorrente se mostra muito melhor. Ela apresenta um MAPE de 0,039, ou 3,9% enquanto a RNA FF esse valor vai para 0,2443, ou 24,43%, bem acima. Quando se avalia a deformação os valores são bem perto um do outro, com a RNA FF ligeiramente menor. Já na energia, a RNA FF se mostrou com menor erro, porém não muito distantes. Esses fatos comprovam a indicação de que a rede neural recorrente é melhor quando os dados são “feios” (cheios de ruídos, de altos e baixos, picos, por exemplo). O MAPE é uma excelente forma de comparação porque ele expressa a acurácia do erro em porcentagem.

A diferença nos erros quanto a aceleração é bem elevada. Isso pode ter vindo do fato de que a RNA FF não tem o poder de identificação que a RNA recorrente NARX, uma vez que nesta última existe uma realimentação.

O tempo de processamento da rede FF ficou por volta dos 2 minutos, com a rede NARX ficando por volta 10 minutos e as simulações numéricas utilizando o MEF, 10 horas. O tempo da rede FF se mostra o mais rápido, a rede recorrente com um tempo razoável e a simulação numérica apresentando um tempo muito elevado. A convergência rápida das duas redes neurais se deve ao método de treinamento aplicado, Levenberg-Marquardt. Essa é uma excelente comparação para que se possa ver o quanto a utilização de RNA torna o custo computacional menor e pode ser uma grande ferramenta.

Uma alternativa para que se diminua ainda mais o MAPE seria a implementação de mais dados de treinamento, isto é a identificação de mais geometrias e ainda variando a velocidade e massa de colisão. Como consequência a rede estaria bem municiada com identificações para poder prever futuros resultados com maior precisão e acurácia.

CAPÍTULO V

CONCLUSÕES

Os dados obtidos pelas simulações se comportaram de forma similar com dados de simulações da literatura (Fernández e Phu) na atenuação de impacto utilizando honeycomb, tanto para aceleração quanto para deformação e energia absorvida. Outro ponto é que quanto mais rígido for o atenuador, mais rápido é sua parada e apresenta desacelerações com valores maiores, sendo assim pior para o piloto.

Para as redes neurais artificiais, as duas configurações empregadas apresentaram um bom desempenho na identificação do comportamento não-linear, isto é, em relação a identificação da aceleração, parâmetro alvo e importante em atenuadores de impacto, assim a RNA recorrente NARX mostra-se mais robusta do que a RNA FF. Para o parâmetro energia de deformação, a RNA FF mostra-se como uma melhor opção, com valor de Erro MAPE menor e uma vez que o custo computacional dela é menor que a RNA recorrente NARX.

Para otimizar o custo computacional pode-se utilizar a combinação dos dois tipos de redes aqui testadas, a FF para a identificação de dados com menor grau de complexidade e a recorrente para a identificação de maior grau de complexidade, assim otimizando o custo computacional. Isso prova a grande relevância do trabalho, pois com a combinação das redes, o custo computacional pode ser ainda menor. Com a identificação dos comportamentos do atenuador por uma RNA, é possível que se reduza a utilização de simulações numéricas computacionais, fazendo com que se ganhe tempo nas análises. Pode-se utilizar a RNA para a primeira análise e deixar as simulações numéricas para etapas mais adiante.

Como sugestão de trabalhos futuros podem envolver mais variáveis, como o peso, a velocidade e geometrias mais complexas. Dessa forma a rede ficará mais robusta. Outra sugestão para continuidade do trabalho é avaliar outros materiais e suas composições. A realização de testes experimentais também é importante para comparar com os resultados simulados e podem ser utilizados para validação do modelo proposto.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANSYS®, Ansys Theory Reference, ANSYS INC., v. 17.

ARAUJO, C. F. L. C. Identificação do comportamento de atuadores ativos com molas
lmf utilizando redes neurais artificiais não-linear autoregressivas com entrada exógena
(rna narx). 2019. PPGEM, UFPB.

BATHE, K. J., Finite Element Procedures in Engineering Analysis, Prentice-Hall,
Englewood Cliffs, New Jersey, 1982.

BITZER, T. Honeycomb Technology – Materials, Design, Manufacturing, Applications
and Testing. Springer Editora, 1997.

BORIA, S. Behaviour of na impact attenuator for formula SAE car under dynamic
loading. International Journal of Vehicle structures & systems. 2(2), 2010, p. 45-53.

BORIA, S. FORASASSI, G. Crash analysis of an impact attenuator for racing car in
sandwich material. F2008-SC-016, 2008.

BORIA, S.; PETTINARI, S.; Mathematical design of eletric vehicle impact attenuators:
Metallic vc composite material. Composite Structures. 115, 2014, p. 51-59.

Data Science Academy. Deep Learning Book, 2019. Disponível em:
<<http://www.deeplearningbook.com.br/>>. Acesso em: 24 julho. 2019.

DHIWARE, A, N. Design and crash analysis of frontal impact energy absorbing
structures for SUPRA SAEINDIA competition. International Journal of Mechanical and
Industrial Technology. Vol. 2, Issue 2, pp: (144-148), 2015.

European Aluminium Association. The aluminium automotive manual. 2013.

FERNÁNDEZ, V. C. Diseño de um atenuador de impactos para um vehículo Fórmula
SAE. 2016, Universidad Politécnica de Madrid.

FENABRAVE. Anuário 2018 – O desempenho da distribuição automotiva no Brasil, 2018.

FISH, J.; BELYTSCHKO, T. Um primeiro curso em elementos finitos. LTC Editora, 2009.

HALLYDAY, D.; RESNICK, R.; WALKER, J. Fundamentos de Física – Mecânica 1. Sétima edição, LTC editora, 2006.

HART et al. FSAE Impact Attenuator. Worcester Polytechnic Institute Rio. Plascore, 2010.

HAYKIN, S. Redes neurais: princípios e prática. Bookman Editora, 2007.

HEXCEL, HexWeb Honeycomb Energy Absorption Systems – Design Data, 2005

HEXCEL COMPOSITES. HexWeb™ HONEYCOMB SANDWICH DESIGN TECHNOLOGY, 2000.

IOZSA, M. D.; MICU, D. A.; FRANTILA, G.; ANTONACHE, F. C. Influence of crash box on automotive crashworthiness. WSEAS, ACMOS, University of Bucharest, 2012

IRWIN, J. D.; WIKAMOWSKI, B. M. The Industrial Electronics Handbook: Intelligent Systems: Taylor & Francis 2011.

KIM, N. H.; SANKAR, B. V. Introdução à análise e ao projeto em elementos finitos. LTC Editora, 2011.

MatLab DOCUMENTATION

MATSUNAGA, V. Y. Curso de redes neurais utilizando o MatLab, 2012.

MIGUEL, L. F. F. Identificação de sistemas e avaliação da integridade de estruturas treliçadas. 2007, PPGECC, UFRGS.

MILITARY HANDBOOK, Metallic materials and elements for aerospace vehicle structures, Department of Defense – United States of America, MIL-HDBK-5H, 1998.

MUNUSAMY, R.; BARTON, D. C. Lightweight impact crash attenuators for a small formula SAE race car. International Journal of Crashworthiness. Vol. 15, No.2, 2010, p. 223-234.

NICOLAU, L. F. Identificação e previsão neural de atuadores com memória de forma na presença de deformação residual significativa. 2018. PPGECC, UFPB.

OLIVEIRA, G. A. B. Predição de propriedades mecânicas de compósitos unidirecionais através de redes neurais artificiais. 2018, UFRN.

PACHECO, A. G. C. Redes neurais artificiais utilizando MATLAB. 2014, UFES.

PEREIRA, H. A. S. Implementação de padrões de tecimento na simulação de operações de soldagem pelo método dos elementos finitos. 2018, PPGECC, UFPB.

PHU, M. Q. Design and numerical modeling of impact attenuator, 2018, Technical University of Ostrava.

REDDY, J., An Introduction to the Finite Element Method. 3rd Ed. McGraw-Hill Book Co., 2006.

SEGURADORA LIDER. Relatório Anual 2018 Seguradora Líder-DPVAT, 2018.

VIAS SEGURAS, Atenuadores de impacto: como funcionam, 2010, site: http://vias-seguras.com/infra_estrutura/engenharia_rodoviaria/contencao_veicular/atenuadores_de_impacto/atenuadores_de_impacto_como_funcionam

YANG, S. K.; CHOI, S. K.; KIM, N.; Finite element analysis of honeycomb impact attenuator. International Journal of Modern Physics B. Vol 22, Nos 9,10 & 11, 2008, p, 1417-1422.

Zhang, Y. et al. Dynamic impact response of aluminum honeycomb filled with expanded polypropylene foam. Composites Part B. 156, 2019, p. 17-27.