

**UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA E
INFORMÁTICA INDUSTRIAL**

MARCOS ALEKSANDRO KAMIZI

**MONITORAMENTO ÓTICO DE IMPACTOS MECÂNICOS
SUPERVISIONADO POR INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

DISSERTAÇÃO

CURITIBA

2015

MARCOS ALEKSANDRO KAMIZI

**MONITORAMENTO ÓTICO DE IMPACTOS MECÂNICOS
SUPERVISIONADO POR INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial da Universidade Tecnológica Federal do Paraná como requisito parcial para obtenção do grau de “Mestre em Ciências” – Área de Concentração: Fotônica em Engenharia.

Orientador: Prof. Dr. José Luís Fabris

Coorientadora: Prof^a. Dr.^a Marcia Muller

CURITIBA

2015

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação

K15m Kamizi, Marcos Aleksandro
2015 Monitoramento ótico de impactos mecânicos supervisionado
por inteligência artificial / Marcos Aleksandro Kamizi.--
2015.
95 f.: il.; 30 cm

Texto em português, com resumo em inglês.
Dissertação (Mestrado) - Universidade Tecnológica Federal
do Paraná. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
e Informática Industrial, Curitiba, 2015.
Bibliografia: f. 79-81.

1. Detectores ópticos. 2. Detectores de fibra óptica. 3.
Redes de Bragg. 4. Redes neurais (Computação). 5. Transdutores
ópticos. 6. Impacto - Detecção. 7. Vibração - Medição. 8.
Inteligência artificial. 9. Engenharia elétrica - Dissertações.
I. Fabris, José Luís, orient. II. Muller, Márcia, coorient.
III. Universidade Tecnológica Federal do Paraná - Programa de
Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial.
IV. Título.

CDD 22 -- 621.3

Biblioteca Central da UTFPR, Câmpus Curitiba

Título da Dissertação Nº. _____

Monitoramento Ótico De Impactos Mecânicos Supervisionado Por Inteligência Artificial.

Por

MARCOS ALEKSANDRO KAMIZI

Orientador: Prof. Dr. José Luís Fabris
Coorientadora: Prof.^a Dr.^a Marcia Muller

Esta dissertação foi apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de MESTRE EM CIÊNCIAS – Área de Concentração: Fotônica em Engenharia do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial – CPGEI – da Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR, às 18h do dia 27 de março de 2015. O trabalho foi aprovado pela Banca Examinadora, composta pelos professores doutores:

Prof. Dr. José Luís Fabris
(Presidente – UTFPR)

Prof. Dr. Gustavo Rafael Collere
Possetti
(SANEPAR)

Prof. Dr. Jean Carlos Cardozo da Silva
(UTFPR)

Visto da coordenação:

Prof. Emilio Carlos Gomes Wille, Dr.
(Coordenador do CPGEI)

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. José Luís Fabris pelas orientações, confiança e oportunidade de trabalho.

À Prof. Marcia Muller, pela coorientação.

À minha esposa Ana Paula e aos meus filhos Gabriel e Bruno, pelo apoio, paciência e incentivo durante essa etapa importante da minha vida.

Aos colegas do laboratório de Laser da UTFPR, pelas discussões decorridas durante o desenvolvimento deste trabalho.

À CAPES, CNPq, FINEP e Fundação Araucária pelo apoio financeiro.

À UTFPR e ao CPGEI pelas instalações e apoio financeiro para participação em eventos científicos.

RESUMO

Kamizi, Marcos Aleksandro. MONITORAMENTO ÓTICO DE IMPACTOS MECÂNICOS SUPERVISIONADO POR INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL. 95 f. Dissertação – Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2015.

Neste trabalho apresenta-se um sistema ótico inteligente apto a localizar a posição de impactos mecânicos aplicados em uma estrutura plana. Para isso, os transdutores foram caracterizados, preliminarmente, quanto à deformação mecânica. Nesta aplicação, quatro redes de Bragg em fibra ótica foram instaladas em uma placa quadrada de polimetil-metacrilato, submetida a um conjunto de impactos em condições controladas. As respostas fornecidas pelos transdutores foram utilizadas para modelar e testar redes neurais artificiais. O sistema demonstrou possuir a capacidade para realizar a tarefa de encontrar a posição do distúrbio, mesmo em pontos de impacto diferentes daqueles apresentados na etapa de treinamento. O maior erro médio quadrático medido na fase de testes foi de 1,1 cm em relação ao ponto de impacto, sendo que os pontos localizavam-se a uma distância de 5 cm uns dos outros e estavam demarcados em uma superfície de prova com 60 cm de comprimento, 60 cm de largura e 6 mm de espessura.

Palavras-chave: Sensores óticos, Sensor em fibra ótica, Rede de Bragg, Rede neural artificial, Monitoramento de impactos.

ABSTRACT

Kamizi, Marcos Aleksandro. OPTICAL MONITORING OF MECHANICAL IMPACTS SUPERVISED BY ARTIFICIAL INTELIGENCE . 95 f. Dissertação – Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2015.

In this work is presented an intelligent optical sensor capable to localize the position of mechanical impacts on a flat surface structure. The transducers were previously characterized relatively to mechanical strain. In this application, four optical fiber Bragg gratings were installed on a polymethyl methacrylate square plate, subjected to a set of mechanical impacts under controlled conditions. The responses provided by the transducers were used to model and test Artificial Neural Networks. The system showed the capacity to determine the disturbance positions, even at impact points different from the ones used in the training stage. The higher mean square error obtained in the test stage was 1,1 cm relatively to the impact position, wherein the points were located at a distance of 5 cm from each other on a test surface with 60 cm length , 60 cm width and 6 mm height.

Keywords: Optical sensor, Fiber Bragg grating, Artificial neural network, Monitoring of impacts.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1	– Diagrama esquemático de uma fibra ótica	20
FIGURA 2	– Diagrama esquemático de conexão entre um segmento fibra ótica e aparatos de transmissão e recepção de sinais	21
FIGURA 3	– Diagrama esquemático representativo do princípio de funcionamento de uma FBG	23
FIGURA 4	– Diagrama esquemático da difração das ordens -1 e +1 em uma máscara de fase	24
FIGURA 5	– Modelo de um neurônio biológico e artificial	26
FIGURA 6	– Esquemático de um neurônio artificial não linear	27
FIGURA 7	– Representação esquemática de arquiteturas de RNAs tipo FNN e RNN .	29
FIGURA 8	– Diagrama esquemático de uma RNA do tipo MLP	31
FIGURA 9	– Organograma classificatório de vibração em relação à forma do sinal ...	34
FIGURA 10	– Diagrama esquemático do sistema de gravação de FBG	37
FIGURA 11	– Diagrama esquemático do sistema utilizado para fazer a caracterização de uma FBG em relação à deformação longitudinal	38
FIGURA 12	– Diagrama esquemático da fixação das FBGs	41
FIGURA 13	– Gerador de impactos	42
FIGURA 14	– Diagrama esquemático do sistema experimental empregado na detecção de impactos mecânicos	42
FIGURA 15	– Diagrama esquemático das disposições dos pontos submetidos a impactos nos ensaios experimentais A e B	44
FIGURA 16	– Diagrama de interpretação de gráfico do tipo <i>boxplot</i>	47
FIGURA 17	– Diagrama da arquitetura da RNA adotada	48
FIGURA 18	– Diagrama do sistema de RNAs da modelagem RNA2	50
FIGURA 19	– Diagrama de intensidades relativas às FBGs. Impacto produzido na coordenada (0,1; 0,1) da estrutura de PMMA	52
FIGURA 20	– Método para o cálculo do erro referente à coordenada cartesiana (0,3; 0,3)	53
FIGURA 21	– Curva de resposta e curva de calibração dos comprimentos de ondas de Bragg de uma FBG em função do deslocamento relativo	56
FIGURA 22	– Sinal captado de um transdutor piezoelétrico de um impacto na placa de PMMA na coordenada (0,6; 0,4)	57
FIGURA 23	– Espectro de frequências do sinal amostrado de um transdutor piezoelétrico em um impacto na placa de PMMA na coordenada (0,6; 0,4)	58
FIGURA 24	– Sinais detectados pelas FBGs para um impacto mecânico produzido na posição central da placa de PMMA	59
FIGURA 25	– Demonstração da seleção dos dados do sinal, referente à FBG2 para um impacto produzido na posição central da placa de PMMA	60
FIGURA 26	– Diagrama das disposições dos valores de energia dos impactos mecânicos produzidos no ensaio experimental A, normalizados em relação a cada FBG	61
FIGURA 27	– Histograma construído com base nas respostas fornecidas pela FBG 2	

	após aplicação de 20 impactos na posição central da placa	62
FIGURA 28	– Erros retornados pela RNA1 primeira fase - etapa de treinamento	63
FIGURA 29	– Posições retornadas pela RNA1 primeira fase (treinamento)	64
FIGURA 30	– Erros retornados pela RNA1 primeira fase - etapa de validação.	64
FIGURA 31	– Posições retornadas pela RNA1 primeira fase (validação)	65
FIGURA 32	– Erros retornados pela RNA1 primeira fase - etapa de teste.	65
FIGURA 33	– Posições retornadas pela RNA1 primeira fase (teste)	66
FIGURA 34	– Erros retornados pela RNA1 segunda fase - etapa de treinamento	68
FIGURA 35	– Posições retornadas pela RNA1 segunda fase (treinamento)	68
FIGURA 36	– Erros retornados pela RNA1 segunda fase - etapa de validação	69
FIGURA 37	– Posições retornadas pela RNA1 segunda fase (validação)	69
FIGURA 38	– Erros retornados pela RNA1 segunda fase - etapa de teste	70
FIGURA 39	– Posições retornadas pela RNA1 segunda fase (teste)	70
FIGURA 40	– Demonstração do deslocamento entre os valores normalizados em relação as médias de energias das FBGs	72
FIGURA 41	– Erros retornados pela RNA2 - etapa de treinamento	73
FIGURA 42	– Posições retornadas pela RNA2 (treinamento)	73
FIGURA 43	– Erros retornados pela RNA2 - etapa de validação	74
FIGURA 44	– Posições retornadas pela RNA2 (validação)	74
FIGURA 45	– Erros retornados pela RNA2 - etapa de teste	75
FIGURA 46	– Posições retornadas pela RNA2 (teste)	75

LISTA DE TABELAS

TABELA 1	– Comprimento de onda de Bragg em função da deformação longitudinal de uma FBG	54
TABELA 2	– Deslocamento relativo, valor médio do comprimento de onda de Bragg e incertezas	55
TABELA 3	– Principais características metrológicas das FBGs aplicadas ao monitoramento de impactos mecânicos	55
TABELA 4	– Frequências de ressonância (cordas vibrantes) calculadas para os segmentos de fibras óticas (FBGs) fixadas na placa de PMMA.	58
TABELA 5	– Valores das médias de energia de cada impacto por FBG, normalizados entre 0 e 1 por FBG. Dados coletados no ensaio experimental A	60
TABELA 6	– Resultados estatístico do desempenho da RNA1 - primeira fase. Etapas de treinamento, validação e teste.	66
TABELA 7	– Resultados estatístico do desempenho da RNA1 - segunda fase. Etapas de treinamento, validação e teste.	71
TABELA 8	– Resultados estatístico do desempenho da RNA2. Etapas de treinamento, validação e teste	76
TABELA 9	– Tabela com os erros médios quadráticos das distâncias euclidiana retornados pelas três RNAs nas etapas de treinamento, validação e teste	76

LISTA DE SIGLAS

NDT	<i>Non Destructive Testing</i> - Ensaio Não Destrutivo
FBG	<i>Fiber Bragg Grating</i> - Rede de Bragg
RNA	Rede Neural Artificial
PMMA	Polimetilmetacrilato
CRC	<i>Communications Research Center</i> - Centro de Pesquisa em Comunicação
UV	Ultravioleta
MLP	<i>Multilayer Perceptron</i> - Perceptrons de Múltiplas Camadas
DL	<i>Diode Laser</i> - Laser Díodo
LED	<i>Light Emitting Diode</i> - Diodo Emissor De Luz
FNN	<i>Feedforward Neural Network</i> - Rede Neural Alimentada para a frente
RNN	<i>Recurrent Neural Network</i> - Rede Neural com recorrência entre a saída e camada intermediária
LM	Levenberg-Marquardt
MSE	<i>Mean Square Error</i> - Erro Médio Quadrático

LISTA DE SÍMBOLOS

n_{eff}	Índice de refração efetivo
Λ	Período de uma FBG
λ_B	Comprimento de onda de Bragg
Λ_{mf}	Período espacial da máscara de fase
$\mu\varepsilon$	Microstrain - unidade de deformação relativa (um micrometro em um metro)

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	13
1.1 MOTIVAÇÕES	13
1.2 ESTADO DA ARTE	15
1.2.1 Redes de Bragg em fibra ótica	15
1.2.2 Rede neurais artificiais	17
1.3 OBJETIVOS	19
1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO	19
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	20
2.1 TRANSDUTOR BASEADO EM FBG	20
2.1.1 Fibras óticas	20
2.1.2 Redes de Bragg em fibras óticas	22
2.1.3 Produção de FBGs com auxílio de máscara de fase	23
2.1.4 Sensibilidade da FBG à deformação	24
2.2 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	25
2.2.1 O neurônio	26
2.2.2 Arquitetura de uma RNA	28
2.2.3 O aprendizado de uma RNA	29
2.2.4 Rede Perceptrons de Múltiplas Camadas	30
2.2.4.1 Treinamento de RNAs do tipo MLP	31
2.2.4.2 Método de Levenberg-Marquard	32
2.2.5 Critérios de configurações de MLP	32
2.2.6 Critério de parada	33
2.3 VIBRAÇÕES MECÂNICAS	33
3 METODOLOGIA	36
3.1 PRODUÇÃO DAS FBGs	36
3.2 CARACTERIZAÇÃO DA FBG QUANTO A MUDANÇAS DE DEFORMAÇÃO	
LONGITUDINAL	37
3.3 PREPARAÇÃO DA PLACA DE PROVA	40
3.4 MECANISMO GERADOR DE IMPACTOS	41
3.5 MONTAGEM DOS COMPONENTES	42
3.6 CARACTERIZAÇÃO DA VIBRAÇÃO MECÂNICA GERADA PELO MECANISMO	
GERADOR DE IMPACTOS NA PLACA DE PMMA	43
3.7 PRODUÇÃO DOS IMPACTOS E COLETA DOS DADOS	43
3.8 EXTRAÇÃO DA CARACTERÍSTICA DE ENERGIA DO SINAL	45
3.9 DISTRIBUIÇÃO DOS DADOS FORNECIDOS PELAS FBGs	46
3.10 IMPLEMENTAÇÃO DA RNA	46
3.10.1 Modelagem da RNA1	47
3.10.1.1 Configuração da RNA1 para a primeira fase	47
3.10.1.2 Configuração da RNA1 para a segunda fase	49
3.10.2 Modelagem da RNA2	49
3.11 MÉTRICA DO ERRO	53

4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	54
4.1	RESPOSTA DA FBG EM RELAÇÃO À DEFORMAÇÃO	54
4.2	CARACTERIZAÇÃO DAS VIBRAÇÕES MECÂNICAS NA PLACA DE PMMA	56
4.3	CARACTERÍSTICAS DOS DADOS	59
4.4	RESULTADOS DA RNA1 - PRIMEIRA FASE	63
4.5	RESULTADOS DA RNA1 - SEGUNDA FASE	67
4.6	RESULTADOS DA RNA MODELAGEM B - TREINAMENTO COM DADOS DO ENSAIO EXPERIMENTAL B	72
5	CONCLUSÕES	77
5.1	CONCLUSÕES	77
5.2	TRABALHOS FUTUROS	78
	REFERÊNCIAS	79
	Apêndice A – REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DE DADOS ESTATÍSTICOS REFERENTES AOS IMPACTOS PRODUZIDOS NA ESTRUTURA DE PMMA	82
A.1	GRÁFICOS REFERENTES AOS IMPACTOS CAPTADOS PELA FBG1	82
A.2	GRÁFICOS REFERENTES AOS IMPACTOS CAPTADOS PELA FBG2	83
A.3	GRÁFICOS REFERENTES AOS IMPACTOS CAPTADOS PELA FBG3	84
A.4	GRÁFICOS REFERENTES AOS IMPACTOS CAPTADOS PELA FBG4	85
	Apêndice B – TABELAS DE ERROS RETORNADOS PELAS RNAS	86
B.1	ERROS RETORNADOS PELA RNA1 - PRIMEIRA FASE	86
B.2	ERROS RETORNADOS PELA RNA1 - SEGUNDA FASE	87
B.3	ERROS RETORNADOS PELA RNA2	89
	Apêndice C – PUBLICAÇÃO RESULTANTE DESTE TRABALHO	91
	Anexo A – FOLHA DE DADOS DE FIBRAS ÓPTICAS MONOMODO PADRÃO	92
A.1	CARACTERÍSTICAS DAS FIBRAS ÓPTICAS MONOMODO FURUKAWA	92
A.2	CARACTERÍSTICAS DAS FIBRAS ÓPTICAS MONOMODO DRAKTEL	94

1 INTRODUÇÃO

1.1 MOTIVAÇÕES

A evolução tecnológica gera demandas de equipamentos que executem trabalhos em diversos tipos de meios, os quais, algumas vezes, são inóspitos para os seres humanos. Em telecomunicações, satélites e telescópios espaciais, em órbitas ou atravessando o espaço, trabalham coletando e transmitindo informações para várias regiões do nosso planeta. Nas áreas relacionadas à exploração, espaçonaves e submarinos não tripulados são lançados em regiões cujas condições do meio não possibilitam o trabalho humano. No setor de transportes, aviões e navios trasladam milhares de pessoas e cargas, diariamente, de uma localidade a outra do globo.

Essas máquinas agregam importantes valores para sociedade, sejam eles: transmissão de dados, área gerida pela telecomunicações, cujo papel é de extrema importância para as economias das nações; investimentos em explorações, em que muitas vezes o equipamento responsável pelo trabalho é exclusivo para a aplicação; transporte de pessoas e traslado de cargas com alto valor monetário.

Normalmente, tais máquinas possuem uma proteção para isolar o meio interno do externo, com a finalidade de proteger o equipamento pois, durante suas vidas úteis, podem receber impactos em suas fuselagens ou cascos, demandando manutenção.

Nesse sentido, um sistema de detecção de impactos pode atuar como agente de monitoração para determinar a necessidade de manutenção do equipamento. Além disso, um sensor capaz de detectar impactos e determinar a posição onde ocorreu o evento no corpo do equipamento permite aos projetistas criar mecanismos capazes de minimizar o efeito dos danos, aumentando a segurança da máquina e maximizando sua produtividade. Um exemplo disso seria a isolamento de uma parte da máquina para a contenção de vazamentos, a fim de evitar propagação dos danos ou perdas de materiais.

Atualmente, máquinas que sofrem impactos aleatórios não previsíveis devem ser

submetidas, periodicamente, a inspeções preventivas. Nesses casos, utilizam-se métodos de testes locais não destrutíveis (NDT) para buscar defeitos ou regiões onde a estrutura está enfraquecida. Esse tipo de teste exige tempo e implica custos elevados como também, muitas vezes, a necessidade de parar o trabalho executado durante a realização dos ensaios.

Nesse cenário, a instrumentação ótica, por meio do estudo de novos sensores para atender demandas que venham a surgir ou melhorar processos já existentes, oferece um amplo campo de pesquisa dada a diversidade dos aspectos que ainda podem ser explorados.

Em especial, redes de Bragg (FBG) possuem características particulares que as tornam elementos vantajosos para serem utilizados em instrumentação. Podem atuar em diferentes tipos de estruturas, tornando possível a utilização em várias aplicações no campo da engenharia (QIUMING; CHENGMING, 2009).

Grande parte dos sensores disponíveis têm seu funcionamento baseado em fenômenos de natureza elétrica, como os do tipo eletromecânicos (piezoelétrico), indutivos (sensor indutivo de proximidade) e capacitivos (acelerômetro capacitivo). Indiferente do tipo de sensor ou da aplicação na qual ele será empregado, é desejável que possua características como: elevada exatidão, boa precisão, alto tempo de resposta, ampla área de aplicação, facilidade de calibração, confiabilidade e baixo custo (GROOVER, 2011).

Sensores baseados em fibra ótica destacam-se por possuírem características únicas, como imunidade a interferências eletromagnéticas, massa e tamanhos reduzidos. Tais sensores podem ser utilizados para medir diferentes parâmetros físicos como temperatura, pressão, vibração, deformação mecânica de estruturas, dentre outros (CARVALO et al., 2005).

Há décadas, as fibras óticas são utilizadas em larga escala no ramo das telecomunicações, como um meio de transferência de informações. Nos dias atuais, também é possível constatar a utilização de sensores em fibra ótica em algumas aplicações comerciais. Em particular, redes de Bragg estão sendo utilizadas como sensores para o monitoramento de infraestruturas na área da construção civil, indústria de aeronaves e navios (BAI et al., 2011; TAIT; ROGOWSKI, 2005; IVCE et al., 2011).

Em aplicações mais sofisticadas, os sensores podem possuir mecanismos de processamentos baseados em inteligência artificial. Um dos métodos utilizados é a rede neural artificial (RNA), que possui capacidade de receber simultaneamente vários dados, processando-os para fornecer um resultado mais específico. As redes neurais são ferramentas que permitem a modelagem de dados estatísticos não lineares. Elas são comumente utilizadas para modelar relações complexas entre entradas e saídas ou para encontrar padrões em dados. As RNAs vêm

sendo empregadas para a resolução de problemas cuja a representação matemática é, em muitos casos, complexa ou que fornece resultados incertos ou, muitas vezes, com mais de uma solução (HAYKIN, 2001).

Neste trabalho, será abordado o desenvolvimento de um sistema de sensoriamento utilizando RNAs para processamento dos sinais de quatro redes de Bragg em fibra ótica. A finalidade é monitorar eventos de impactos que serão produzidos de forma sistemática em uma placa de polimetilmetacrilato (PMMA), tendo como resultado do sistema a determinação da posição onde ocorreu o impacto.

1.2 ESTADO DA ARTE

1.2.1 Redes de Bragg em fibra ótica

Em 1978, foi divulgado pelo grupo de Kenneth O. Hill, do Centro de Pesquisas em Comunicações (CRC) em Ottawa, Canadá, um trabalho que demonstrava a propriedade da fotossensibilidade em fibras óticas. O resultado desse trabalho foi obtido quando o grupo estudava efeitos não lineares em fibras óticas dopadas com Germânio. Ao acoplarem tal fibra ótica a um feixe ótico produzido por um *laser* de argônio operado na região do visível (488 nm), observou-se que a radiação transmitida sofria uma atenuação ao longo do tempo, ao passo que a radiação refletida aumentava.

Posteriormente, a equipe descobriu que o efeito observado ocorreu devido à reflexão de Fresnel. A potência ótica estava sendo refletida no final da fibra (interface entre fibra e ar), causando uma onda estacionária ao longo da fibra ótica, ou seja, uma superposição das ondas propagantes e contrapropagantes criando regiões de intensidades luminosas diferentes (máximos e mínimos). Nas regiões onde a intensidade era máxima, o índice de refração do núcleo da fibra sofreu alteração permanente. Essa exposição à radiação gerou uma modulação periódica do índice de refração da fibra ótica, a qual deu origem a um dispositivo, denominado redes de Hill. Como conclusão, atribuiu-se a modificação do índice de refração à característica de fotossensibilidade da fibra ótica (HILL et al., 1979).

Mais tarde, com estudos mais aprofundados, Lam e Garside (1981) demonstraram que o processo descoberto por Hill et al. (1979) estava associado à absorção de dois fótons do *laser* de argônio em 488 nm. Tal conclusão surgiu com base na observação de que a refletividade da rede aumentava em função do quadrado da intensidade da luz. Isso sugeriu que um único fóton com a energia dobrada poderia ser mais eficiente no processo de formação das redes de Hill (LAM; GARSIDE, 1981).

Em princípio, a característica de fotossensibilidade da fibra ótica não ganhou destaque na comunidade científica por dois fatores: o fenômeno era considerado exclusivo de fibras especiais e as frequências de trabalho das fibras óticas utilizadas em telecomunicações eram diferentes daquelas do experimento.

Após uma década da publicação do grupo de Hill et al. (1979) (CRC), Meltz et al. (1989) demonstraram um método de gravação permanente do núcleo de uma fibra por meio de irradiação externa, utilizando um *laser* operado na faixa do ultravioleta (UV). Na ocasião, verificou-se que ocorria uma modificação do índice de refração ao se expor uma fibra ótica dopada com germânio a um feixe ótico na região do UV entre 240 e 250 nm (que é próximo ao comprimento de onda do pico de absorção de um dos defeitos do germânio). Utilizou-se no experimento um interferômetro para gerar um padrão de iluminação periódico, causado pela interferência de dois feixes UV. A fibra ótica foi, então, posicionada perpendicularmente ao feixe para modificar o índice de refração no núcleo do guia ótico, gerando uma rede com índices de refrações diferentes. Esse método trouxe uma grande vantagem em relação à técnica apresentada por Hill et al. (1979), que foi o controle do comprimento de ressonância por meio do ajuste do ângulo de interferência dos feixes (MELTZ et al., 1989).

O método exposto por Meltz et al. (1989) despertou novamente o interesse na área, uma vez que solucionou o problema referente à limitação da gravação de FBG proposta por Hill et al. (1979).

Nos anos 90, Hill et al. (1993) introduziram a fabricação de FBGs com auxílio de uma máscara de fase constituída de sílica. Nesse modelo, uma máscara é posicionada paralelamente à fibra ótica. Um feixe UV é lançado perpendicularmente contra a máscara, projetando na fibra pontos com intensidades luminosas diferentes, originando uma rede. Esse sistema possui vantagens como simplicidade na produção e uma boa reprodutibilidade dos transdutores (HILL; MELTZ, 1997).

Mais tarde, Tait e Rogowski (2005) propõem o emprego de sensores baseados em FBGs para o monitoramento da estrutura de aeronaves. O objetivo da aplicação seria obter informações relacionadas a desgastes em determinadas regiões do equipamento. Esses dados forneceria informações para a manutenção preventiva da máquina, possibilitando verificar os desgastes sofridos no equipamento com base nas deformações e temperaturas mensuradas na estrutura da aeronave.

Estudos realizados com FBGs em um sistema de sensoriamento de vibrações mecânicas em embarcações demonstraram que o monitoramento em tempo real pode fornecer vantagens, uma vez que é possível mensurar os níveis de vibrações sofridas em alguns pontos da

estrutura e estabelecer uma relação entre a velocidade de navegação e a vibração gerada durante o deslocamento. Quando há vibrações acima das projetadas para a embarcação, provoca-se um desgaste prematuro da máquina e desconforto para tripulação ou passageiros (IVCE et al., 2011).

Atualmente, é possível gerar FBGs com diferentes propriedades óticas. Isso ocorre devido aos vários métodos de produção, que possibilitam obter transdutores com respostas variadas às amplitudes e fases, com um baixo custo. Por esse motivo, verificam-se diversos estudos utilizando este componente para medir parâmetros físicos como corrente elétrica (CHENG et al., 2012), temperatura (RAO et al., 2002; YANG et al., 2015), deformação e vibrações (KERSEY et al., 1997; BAI et al., 2011; ADHAMI, 2012; YI et al., 2012).

1.2.2 Rede neurais artificiais

As RNAs podem ser utilizadas em conjunto com FBGs como método de constituição de sistemas aplicados em monitoramento de estruturas. Isso ocorre porque as RNAs são ferramentas de modelagem de dados estatísticos não lineares com capacidade de processamento paralelo. São comumente utilizadas para modelar relações complexas entre entradas e saídas ou para encontrar padrões em dados, tendo como modelo o cérebro humano, que possui capacidade de adaptação a situações desconhecidas e a possibilidade de processar dados inconsistentes ou probabilísticos. Tais características despertaram interesse de pesquisadores que, nos anos 80, intensificaram as pesquisas na área da inteligência artificial.

O surgimento da neurocomputação ocorreu em 1943, quando Warren Mc Culloch e Walter Pitts desenvolveram um modelo matemático de neurônio biológico artificial denominado “Psychon”. Marvin Minsky (1951) desenvolveu o primeiro neurocomputador, o “Snark”. Apesar de não realizar nenhum tipo de processamento de dados relevante, o trabalho de Minsky serviu como modelo para outras estruturas. Em 1958, Frank Rosenblatt e Charles Wightman criaram o primeiro neurocomputador bem sucedido. Seus estudos sustentaram os modelos Perceptron (redes de um nível) e Perceptrons de Múltiplas Camadas (MLP). O objetivo inicial foi aplicar a modelagem Perceptron para o reconhecimento de padrões. Os modelos baseados no Perceptron sofreram críticas na obra: “An Introduction to Computational Geometry”, onde Minsky e Papert demonstraram que o modelo Perceptron, na forma como estava, não tinha a capacidade de aprender a função lógica OU Exclusivo (HAYKIN, 2001; BRAGA et al., 2007).

A partir dos anos 80, os estudos sobre RNAs ganharam destaque quando John Hopfield (1982) criou uma modelagem diferente daquelas baseadas no Perceptron. Nesse modelo, a rede apresentava conexões recorrentes (o sinal não se propaga exclusivamente para frente)

com aprendizado não supervisionado e competição entre os neurônios. Em 1986, devido ao algoritmo de aprendizado por retropropagação (*backpropagation*), desenvolvido por Rumelhart, Hinton e Williams, ressurgiu a teoria de redes em multinível baseadas em Perceptrons (MLP). Tal retomada deveu-se também ao fato de que, na década de 80, houve o desenvolvimento de computadores mais potentes, permitindo melhores simulações das RNAs (HAYKIN, 2001; BRAGA et al., 2007).

Após o período de desenvolvimento das bases da tecnologia de RNA, começou-se a explorar várias aplicações, assim como novos métodos de treinamentos e novas arquiteturas de redes. As RNAs foram aplicadas em diversos ramos de pesquisas como, por exemplo, na área de reconhecimento de padrões: de voz (WAIBEL et al., 1989), de caracteres (PAWLICKI et al., 1988), de face (LAWRENCE et al., 1997), dentre outros.

Outro ramo de pesquisa que utiliza RNAs como uma das ferramentas de desenvolvimento é o campo de processamento de sinais. Como o objetivo é processar uma ou várias informações, apresenta-se à RNA um conjunto de dados conhecidos para que, por meio de um processo de aprendizado, ela determine subconjuntos de dados com características semelhantes. A RNA deve, nesse caso, reconhecer tais características em um novo elemento qualquer, de acordo com um dos padrões previamente fixados.

A aplicação das RNAs pode ser observada na construção de dispositivos táteis. Por exemplo, com o objetivo de determinar o formato e a posição de objetos localizados acima de uma placa de aço com 0,5 mm de espessura, fixaram-se nove redes de Bragg na estrutura para compor um sensor. Os sinais transmitidos pelas FBGs foram utilizados para condicionar a RNA à tarefa de identificar a posição e o formato dos objetos sobre a placa (COWIE et al., 2006).

Ribeiro (2014) evidenciou que as crescentes exigências de maior segurança em setores como a construção civil demandam melhorias na monitoração de estruturas que possuem extrema importância para a sociedade e economia, como pontes, edifícios e plataformas petrolíferas. A detecção prematura de desgastes ou fadigas estruturais possibilita ações preventivas de manutenção ou reparos, aumentando a segurança e vida útil da estrutura. Isso demanda estudos e desenvolvimento de novos sensores e métodos aplicáveis ao monitoramento de estruturas. Para demonstrar a aplicabilidade de FBGs como ferramenta auxiliar para análise de impactos em estruturas, Ribeiro (2014) fixou quatro FBGs nos cantos de uma placa quadrada de PMMA. A superfície da estrutura a ser monitorada foi dividida em quadrantes. Para realizar o monitoramento, foi desenvolvido um sistema baseado em RNAs para classificar, entre os quadrantes, a localização dos impactos. Como resultado, o sistema apresentou uma taxa de classificação com aproximadamente 90% de acerto na etapa de teste. O estudo de Ribeiro

(2014) apontou a necessidade de mais pesquisas sobre sistemas de monitoramento baseados em FBGs, as quais possibilitassem determinar a exata posição de impactos em estruturas.

1.3 OBJETIVOS

O objetivo deste trabalho é desenvolver um sensor inteligente baseado em transdutores de FBGs supervisionados por RNAs, capaz de detectar impactos e determinar suas posições por meio de coordenadas cartesianas em uma estrutura de PMMA. Para isso, estabeleceram-se os seguintes objetivos específicos:

- Produzir FBGs para o desenvolvimento do projeto;
- Caracterizar FBGs em relação à deformação longitudinal;
- Desenvolver uma ferramenta para geração de impactos controlados;
- Aplicar as FBGs no monitoramento de impactos mecânicos;
- Desenvolver metodologia de seleção e tratamento dos dados (respostas da FBGs);
- Modelar RNAs para o fornecimento da posição dos impactos mecânicos.

1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho está estruturado em cinco capítulos. O primeiro capítulo aborda as motivações, o estado da arte e os objetivos. Apresentam-se, nesse segmento do trabalho, a necessidade de desenvolver sensores para monitoramento de estruturas, assim como algumas pesquisas relacionadas à área que empregam tecnologias de FBGs e RNAs. O segundo capítulo é dedicado à fundamentação teórica, que traz de maneira sucinta os princípios de funcionamento das FBGs e RNAs. Descreve-se, no terceira capítulo, a metodologia utilizada para a realização da pesquisa. Nessa etapa, definem-se os procedimentos dos experimentos - montagem do sistema gerador de impactos, caracterização das FBGs, fixação dos transdutores, coleta de dados e as configurações utilizadas para construir as RNAs. O quarto capítulo apresenta e discute os resultados obtidos. Por fim, o quinto capítulo aborda as considerações finais e as propostas para trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 TRANSDUTOR BASEADO EM FBG

2.1.1 Fibras óticas

Fibras óticas são um meio por onde um feixe ótico é guiado e transmitido de um ponto do espaço a outro. As fibras óticas são normalmente constituídas de um núcleo revestido por uma casca, ambos feitos de materiais dielétricos. O núcleo e a casca possuem índices de refração diferentes. Para dar ao conjunto uma maior resistência mecânica e também maior proteção, a fibra é revestida por uma camada plástica (acrilato). A Figura 1 apresenta o diagrama esquemático de uma fibra ótica.

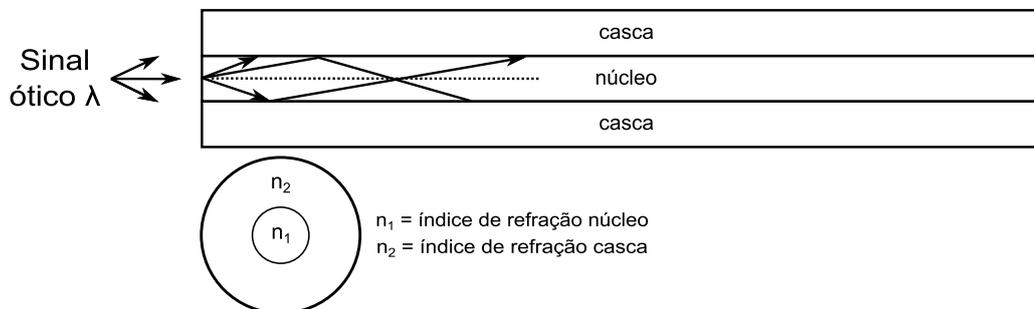


Figura 1: Diagrama esquemático de uma fibra ótica

Fonte: (GIOZZA et al., 1991)

As ondas eletromagnéticas se propagam no interior da fibra ótica devido à característica de confinamento produzida pela interface entre o núcleo e a casca. Isso ocorre devido ao fenômeno de reflexão interna total. Para obter essa condição, é necessário que o núcleo da fibra possua um meio mais refringente em relação ao material que compõe a casca e que o ângulo de incidência dos feixes óticos sejam maior que o ângulo limite. O diâmetro do núcleo de uma fibra ótica varia entre 8 e $62,5 \mu m$, dependendo da aplicação. O diâmetro da casca nas fibras óticas monomodo padrão G-652 é de aproximadamente $125 \mu m$ e o diâmetro de sua cobertura de acrilato varia entre 245 e $250 \mu m$, conforme é possível verificar nos “Anexos A e B” deste trabalho.

A transmissão das ondas eletromagnéticas através da fibra ótica depende das características de construção, como geometria e os índices de refrações do núcleo e da casca. Essas características determinam a banda passante. As fibras óticas podem ser do tipo monomodo ou multimodo (WENTWORTH, 2009).

A propagação da ondas eletromagnéticas, no núcleo das fibras óticas, é descrita pelas equações de Maxwell. Ao resolvê-las para as condições de contorno da fibra ótica, obtém-se uma determinada quantidade de modos de propagação possíveis. Dessa forma, um feixe ótico acoplado a uma fibra ótica propaga-se com distribuições de campo descritas por essas equações. Além disso, a distribuição espacial que cada modo possui não se altera com a propagação (AGRAWAL, 1997). Especificamente nas fibras óticas monomodo, ocorre uma alteração abrupta do índice de refração n (degrau) entre o núcleo e a casca, e, por isso, elas suportam apenas um modo de propagação (WENTWORTH, 2009).

Outro aspecto importante a se considerar é o material que constitui a fibra ótica, pois a potência ótica poderá ser mais ou menos atenuada de acordo com as propriedades desse material. Um dos objetivos das fibras óticas é transportar informações por meio de ondas eletromagnéticas e, para isso, é necessário um conjunto de elementos básicos. De um modo geral, um sistema de transmissão de dados óticos é composto por um transmissor, um receptor e a fibra ótica (guia de onda). A Figura 2 exibe um diagrama esquemático de conexão entre um segmento de fibra ótica e aparatos de transmissão e recepção de sinais.

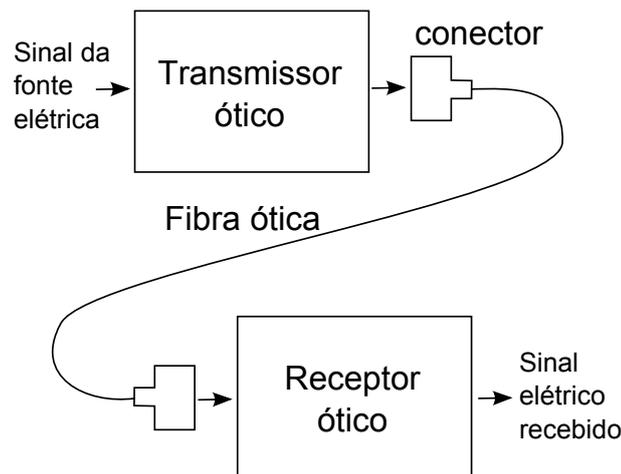


Figura 2: Diagrama esquemático de conexão entre um segmento fibra ótica e aparatos de transmissão e recepção de sinais

Fonte: (GIOZZA et al., 1991)

O transmissor é o responsável pela conversão de sinais elétricos em feixes óticos. Normalmente, são utilizados como fontes óticas diodos *laser* (DL) e os diodos emissores de

luz (LED). A capacidade de transmissão depende do tipo de transmissor ótico, sendo que o do tipo DL é tipicamente superior ao LED.

O receptor ótico converte o sinal recebido do guia de onda em sinal elétrico. Para conectar as partes do sistema de transmissão (transmissor ótico, guia de onda e receptor ótico), são necessários acoplamentos. Um bom alinhamento entre os núcleos das fibras óticas permite um acoplamento com menor perda possível da potência ótica. Junções ponto a ponto de dois ou mais segmentos de fibra ótica podem ser realizadas de modo permanente, por meio de emendas, ou temporariamente, por meio de conectores mecânicos de precisão (GIOZZA et al., 1991).

2.1.2 Redes de Bragg em fibras óticas

FBGs são constituídas a partir de uma perturbações periódicas induzidas no índice de refração de uma fibra ótica ao longo de seu comprimento.

As FBGs atuam em uma faixa estreita do campo ótico incidente, refletindo-o. Para que isso seja possível, o índice de refração efetivo (n_{eff}) e o período da rede (Λ) devem produzir uma reflexão por meio do efeito de espalhamento coerente e sucessivo nos planos cujos índices de refração são diferentes dos apresentados no núcleo da fibra ótica. Isso ocorre devido à condição de Bragg.

A condição de Bragg é obtida por meio da conservação do momento e da energia. Caso a condição de Bragg não seja satisfeita, o feixe ótico refletido em cada um dos planos torna-se progressivamente fora de fase, cancelando-se. Caso satisfeita tal condição, os feixes óticos refletidos a cada plano somam-se construtivamente na direção contrapropagante (OTHONOS; KALLI, 1999).

Cada FBG é sensível a um determinado comprimento de onda, uma vez que, para originar uma forte reflexão, é necessário atingir uma condição de ressonância na qual as ondas geradas pelos planos estejam em fase. Pode-se dizer que cada FBG reflete um sinal ótico com uma característica espectral bem definida, podendo ser descrita por uma distribuição gaussiana, estreita e centrada no comprimento de onda de Bragg. Essa característica possibilita a utilização de vários transdutores em uma mesma fibra ótica, ligados em série, e monitorados simultaneamente por meio de um interrogador.

A Figura 3 ilustra a representação esquemática de uma FBG, em que n_1 , n_2 e n_3 referem-se aos índices de refração do núcleo, da casca e dos planos que compõem a rede de difração (HILL; MELTZ, 1997).

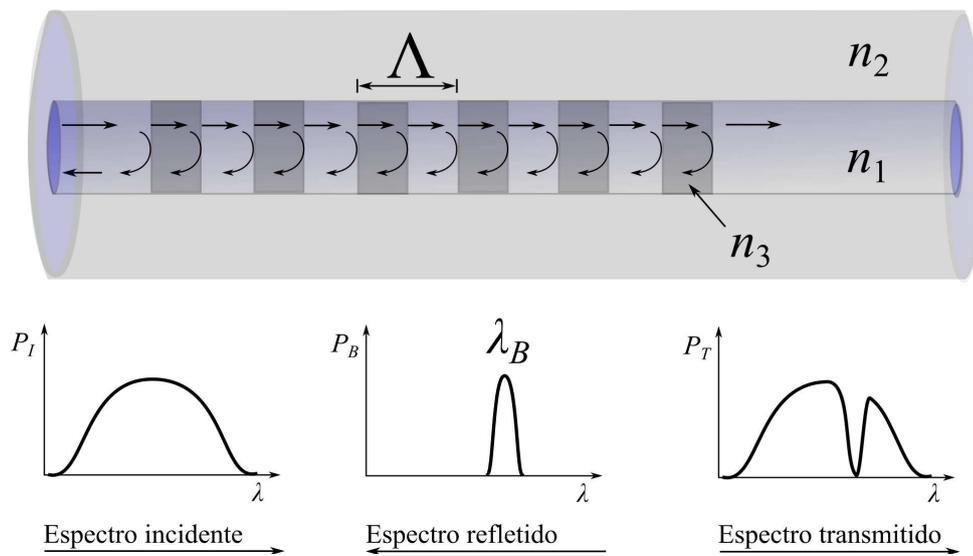


Figura 3: Diagrama esquemático representativo do princípio de funcionamento de uma FBG

Fonte: Hill e Meltz (1997)

O comprimento de onda de Bragg λ_B em uma FBG é descrito pela Equação 1.

$$\lambda_B = 2n_{eff}\Lambda \quad (1)$$

2.1.3 Produção de FBGs com auxílio de máscara de fase

Máscara de fase é um objeto composto de sílica, transparente à radiação UV. Em uma de suas faces, existem ranhuras longitudinais. Quando a face oposta às ranhuras é irradiada por um feixe UV coerente, geram-se duas ordens de difrações. Após a máscara de fase, obtém-se a sobreposição das ordens de difrações, originando franjas de interferências. A fibra óptica é posicionada na zona de sobreposição UV, para que os pontos de máximas intensidades atuem no núcleo da fibra. Dessa forma, os índices de refração nas regiões atingidas são alterados. A modificação do índice de refração no núcleo da fibra óptica por UV é originado pelo fenômeno da fotossensibilidade. Esse mecanismo é observado em fibras óticas de sílica com dopagem de Germânio ou em fibras submetidas a tratamento com hidrogênio em altas pressões (OLIVEIRA, 2012).

A inscrição das redes de Bragg no núcleo da fibra óptica utilizando máscara de fase permite gerar FBGs de forma simples e com uma boa reprodutibilidade (OLIVEIRA, 2012).

As máscaras de fase são desenhadas para que, em uma incidência normal, as ordens +1 e -1 sejam maximizadas e a ordem 0 minimizada. A Figura 4 ilustra uma representação

esquemática da difração das ordens -1 e +1 em uma máscara de fase. Na prática, quando o feixe UV incide perpendicularmente na máscara, a radiação é difratada em diversas ordens, sendo que as regiões de interesse são as mais privilegiadas (HILL; MELTZ, 1997).

Para que os raios UV incidentes na máscara tenham melhor desempenho, uma lente cilíndrica pode ser posicionada à frente do aparato, pois devido ao seu formato, a radiação concentra-se longitudinalmente na fibra.

A Equação 2 demonstra que o período espacial (Λ) da FBG gerada por uma máscara de fase sobre uma incidência normal é a metade do período espacial da máscara de fase (Λ_{mf}) (OTHONOS; KALLI, 1999; OLIVEIRA, 2012).

$$\Lambda = \frac{\Lambda_{mf}}{2} \quad (2)$$

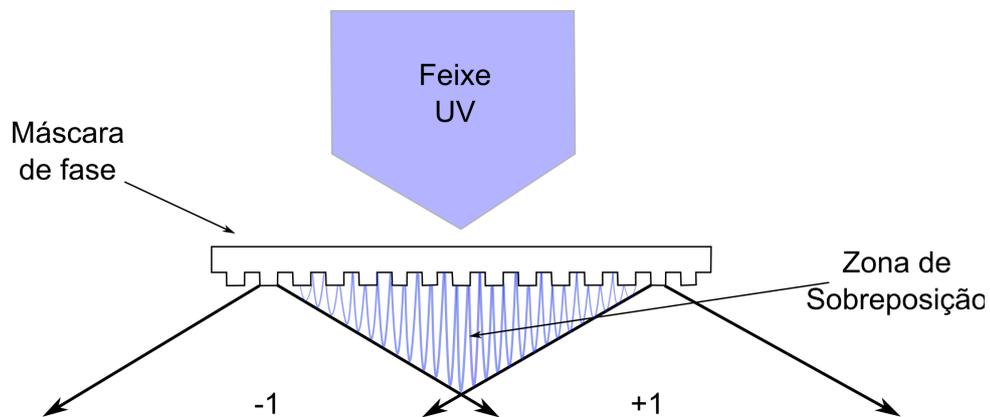


Figura 4: Diagrama esquemático da difração das ordens -1 e +1 em uma máscara de fase.

2.1.4 Sensibilidade da FBG à deformação

Um dos motivos que possibilita a utilização de FBGs como transdutores é sua sensibilidade a deformações mecânicas. Ao esticar ou comprimir longitudinalmente uma fibra ótica, o índice de refração efetivo e a periodicidade entre os planos da FBG (Λ) varia. Isso, também ocorre devido a variações térmicas. O resultado dessas variações podem ser observadas por meio da modificação da posição relativa do espectro de reflexão da rede de Bragg (OTHONOS; KALLI, 1999).

Ao calcular a derivada da Equação 1 em relação a temperatura e deformação mecânica

longitudinal, obtém-se a Equação 3, em que: l é o comprimento da FBG, T é a temperatura e os termos $\frac{\partial n_{eff}}{\partial l}$ e $\frac{\partial n_{eff}}{\partial T}$ referem-se às propriedades elasto-ópticas e termo-ópticas de variação do índice de refração em relação à deformação mecânica (referentes a compressão ou estiramento longitudinal) e à temperatura, respectivamente.

$$\Delta\lambda_B = 2\left(\Lambda \frac{\partial n_{eff}}{\partial l} + n_{eff} \frac{\partial \Lambda}{\partial l}\right)\Delta l + 2\left(\Lambda \frac{\partial n_{eff}}{\partial T} + n_{eff} \frac{\partial \Lambda}{\partial T}\right)\Delta T \quad (3)$$

Os termos $\frac{\partial \Lambda}{\partial l}$ e $\frac{\partial \Lambda}{\partial T}$ descrevem o comportamento à deformação mecânicas e à temperatura da Sílica, respectivamente. A variação do comprimento de onda de Bragg é consequência da soma entre as perturbações térmicas e mecânicas. Esse efeito é caracterizado como sensibilidade cruzada. Um modo simples para resolver esse problema é utilizar duas FBGs, isolando-se uma delas e submetendo-se a outra à variação de temperatura ou à deformação. Com isso, torna-se possível verificar o comportamento isolado da variação (HILL; MELTZ, 1997).

Portanto, quando os efeitos de temperatura são compensados, eventuais variações mecânicas produzem modificações nos índices de refração da FBG e, conseqüentemente, a posição relativa do espectro de reflexão é alterada, possibilitando medir a deformação mecânica.

2.2 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Rede neural artificial é uma estrutura que processa informações de forma paralela e distribuída, com base em estudos realizados sobre o cérebro humano. Este órgão possui grande capacidade de processar informações, podendo ser mais rápido que qualquer computador digital existente. Haykin (2001) explica que, desde o nascimento, o cérebro humano possui estrutura e habilidade para criar as próprias regras por meio da experiência. Esse aprendizado vai sendo acumulado ao longo do tempo, ou seja, os neurônios do cérebro vão se ligando de acordo com os estímulos que recebem. Este órgão tem a propriedade da plasticidade, que permite a adaptação ao meio ambiente. É basicamente sob esses aspectos que as RNAs são estruturadas e, dessa forma, provêm uma máquina com a capacidade de realizar uma tarefa ou função em particular. As RNAs podem ser implementadas por meio de placas eletrônicas que empregam processadores desenvolvidos exclusivamente para tal fim ou simulados por programação em um computador (HAYKIN, 2001; MEROLLA et al., 2014).

2.2.1 O neurônio

O neurônio é o bloco básico de uma rede neural. Neurônios biológicos são entendidos como sistemas computacionais elementares do sistema nervoso, que possuem uma ou mais entradas e apenas uma saída. Os sinais são recebidos pelos dendritos, que são excitados por uma tensão recebida dos axônios (saída de outros neurônios). A Figura 5(a) ilustra o modelo de um neurônio biológico. Os sinais elétricos que os axônios permeiam constituem os chamados impulsos nervosos (KOVACS, 2006).

Basicamente, o neurônio biológico funciona recebendo o sinal (dado) por meio dos dendritos. O corpo do neurônio (soma) processa as informações e envia o resultado para o axônio.

No caso do neurônio artificial, o dado é recebido por meio das entradas, que são ponderadas (cada entrada pode ser multiplicada individualmente por um peso). O corpo de um neurônio artificial, então, soma as entradas ponderadas, processando o dado no equivalente do corpo do neurônio biológico por meio de uma função ativação e, por fim, transmite o resultado para a saída. O modelo de um neurônio artificial pode ser observado na Figura 5(b) (KRENKER et al., 2011).

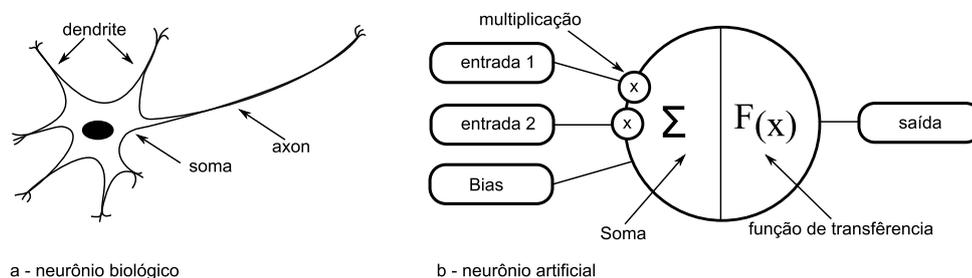


Figura 5: Modelo de um neurônio biológico (a) e artificial (b).

Fonte: Adaptado de Krenker et al. (2011, p. 5)

A função de transferência define a propriedade do neurônio artificial, podendo ser qualquer função matemática. A escolha da função se dá com base no problema que o neurônio artificial precisa resolver e, na maioria dos casos, utiliza-se uma das seguintes funções: linear, degrau ou não linear (KRENKER et al., 2011).

As RNAs consistem de unidades computacionais (neurônios) interconectadas por canais unidirecionais com uma única conexão de saída, que pode ser dividida em quantas conexões laterais se fizerem necessárias, sendo que cada uma dessas conexões transporta o mesmo sinal. O sinal de saída pode ser contínuo ou discreto. O processamento de cada neurônio pode ser definido arbitrariamente, com a restrição de que ele deve ser completamente local, isto

é, deve depender somente dos valores atuais dos sinais de entrada e dos valores armazenados na memória local (pesos) (NASCIMENTO; YONEYAMA, 2004).

A Figura 6 ilustra o diagrama esquemático de um neurônio artificial, subdividido em três partes básicas:

1. Entradas, caracterizadas por um peso de maneira que um sinal x_j na entrada conectado ao neurônio k é multiplicado por um peso w_{kj} , onde j se refere ao terminal de entrada do sinal;
2. Um somador de todas as entradas já ponderadas pelos seus respectivos pesos;
3. Função de ativação que define a característica do neurônio restringindo a amplitude da saída. Normalmente, o intervalo é normalizado com amplitudes entre 0 e 1 ou entre -1 e 1 (HAYKIN, 2001).

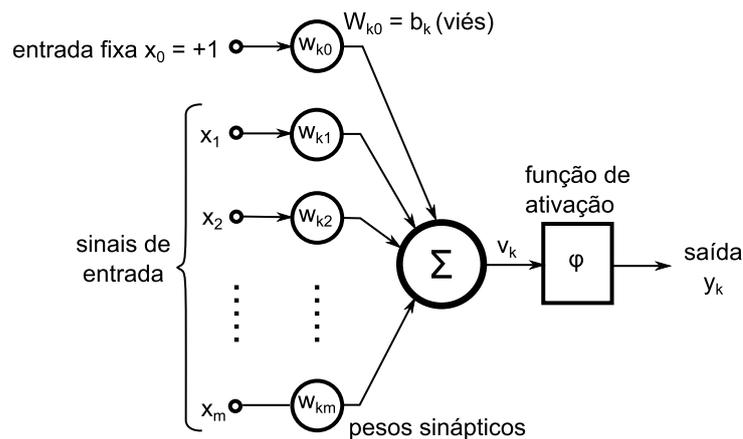


Figura 6: Esquemático de um neurônio artificial não linear

Fonte: Adaptado de Haykin (2001, p. 38)

O modelo inclui também um viés atuando externamente, promovendo o efeito de aumentar ou diminuir a entrada líquida da função de ativação, dependendo da sua polaridade. A Equação 4 demonstra a função potencial do neurônio e a Equação 5 descreve a saída do neurônio após processamento na função de ativação. Nessas equações x_j são as entradas; w_{kj} são os pesos do neurônio; v_k é a saída do combinador do neurônio; b_k são os viés do neurônio; φ é a função de ativação; m representa a quantidade de entradas e, y_k são as saída do neurônio k .

$$v_k = \sum_{j=0}^m w_{kj} x_j \quad (4)$$

$$y_k = \varphi(v_k) \quad (5)$$

Assim, o funcionamento básico de um neurônio artificial envolve o somatório dos sinais de entrada ponderados pelo produto da função de ativação. Normalmente, uma única função de ativação é utilizada para todos os neurônios em qualquer camada de uma RNA. A função de ativação do tipo linear apresenta vantagens no uso de redes neurais treinadas por retropropagação porque estabelece uma relação mais simples entre os valores da função, reduzindo a carga computacional durante treinamento. Já em redes de multicamadas, obtém-se melhores resultados utilizando funções não lineares (FAUSETT, 1994.).

Uma das funções de ativação mais utilizadas em RNA com múltiplas camadas é a função tangente hiperbólica sendo, em muitas vezes, utilizada quando o intervalo desejado de valores de saída situa-se entre -1 e 1. A Equação 6 apresenta a função tangente hiperbólica.

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (6)$$

2.2.2 Arquitetura de uma RNA

Um único neurônio artificial possui pouca utilidade na resolução de problemas. Porém, uma rede neural é capaz de resolver problemas complexos dado o formato do processamento dos dados em seus blocos básicos (neurônios) de forma não linear, em paralelo, distribuída e local.

A maneira com que todos os neurônios artificiais estão interligados é denominada topologia, arquitetura ou gráfico da rede. É possível ter inúmeras topologias dadas as possibilidades de conexões que podem ser feitas. Porém, pode-se dividir basicamente as redes em dois tipos: *Feedforward Neural Network* (FNN) - em que a informação flui das entradas e saídas em apenas uma direção - e a topologia de repetição simples *Recurrent Neural Network* (RNN), em que alguns dos fluxos de dados partem no sentido oposto, realizando uma realimentação (KRENKER et al., 2011). A Figura 7 ilustra uma representação esquemática dessas arquiteturas.

As RNAs com topologia FNN funcionam mapeando estaticamente o espaço de entrada para a saída, sendo necessária, às vezes, a utilização de camadas escondidas para a obtenção do mapeamento desejado. Um exemplo de utilização é o reconhecimento de padrões/classificação (NASCIMENTO; YONEYAMA, 2004). Já as RNAs com a topologia RNN não possuem limitações quanto às realimentações. Nesses casos, os dados não estão se propagando apenas

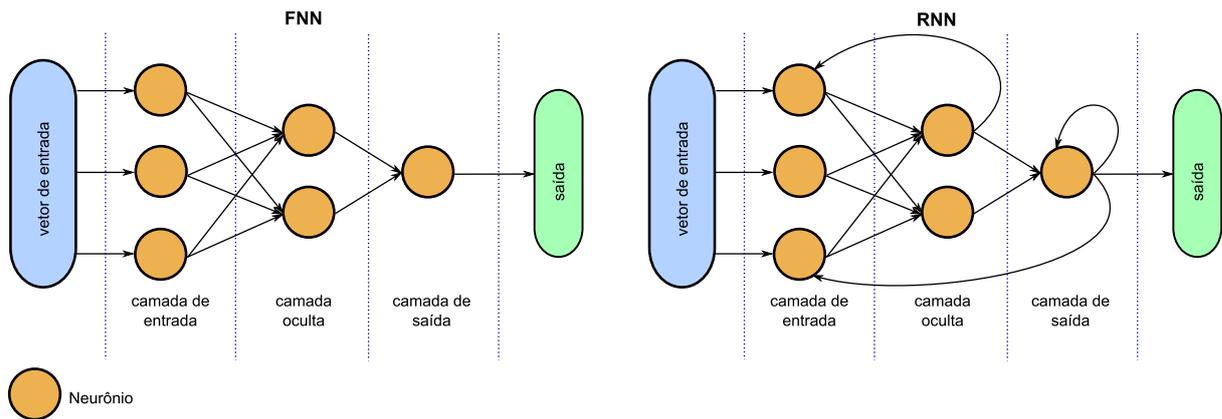


Figura 7: Representação esquemática de arquiteturas de RNAs tipo FNN e RNN

Fonte: Adaptado de Krenker et al. (2011, p. 6)

em uma direção, sendo também transmitidos das saídas para as entradas, ou seja, uma unidade à frente pode enviar sua saída para a entrada de uma unidade anterior, criando um comportamento temporal dinâmico não linear (KRENKER et al., 2011).

2.2.3 O aprendizado de uma RNA

Da mesma forma que as redes neurais biológicas, as redes neurais artificiais precisam aprender as respostas adequadas para as entradas recebidas a partir do ambiente em que se encontram inseridas.

Para que isso ocorra, é necessário que os dados apresentados nas entradas das RNAs sejam ajustados de forma contínua, em função do processo de aprendizagem selecionado. Para um determinado conjunto de dados, o algoritmo de aprendizado deve ser responsável pela alteração dos parâmetros da RNA para que em um número finito de iterações encontre a convergência para uma solução do problema (BRAGA et al., 2007).

Existem três principais tipos de aprendizagem: aprendizagem supervisionada, aprendizagem não supervisionada e a aprendizagem por reforço. Normalmente, elas podem ser empregadas por qualquer tipo de arquitetura de RNA. Indiferentemente do método empregado, a tarefa de aprendizagem tem a função de definir os valores dos pesos sobre a base de dados para minimizar a função de custo relacionada à aprendizagem (KRENKER et al., 2011).

A aprendizagem supervisionada é o método em que alguns vetores de entrada são apresentados à RNA. Após o processamento, a saída da RNA é comparada em relação à resposta esperada e um erro é medido. Os pesos são corrigidos de acordo com a magnitude do erro. Esse tipo de aprendizagem também é chamado de aprendizado com um professor, uma vez que o

processo de controle conhece a resposta correta para o conjunto de vetores de entrada (ROJAS, 1996).

A aprendizagem não supervisionada é utilizada quando, para uma dada entrada, o número exato da saída é desconhecido. Geralmente, não se conhece quantos grupos bem definidos estão presentes. Como nenhum “professor” está disponível, a RNA deve organizar-se de modo a ser capaz de associar as relações, identificar e agrupar os padrões de entrada a partir de sua proximidade geométrica nos dados que vão sendo apresentados (ROJAS, 1996).

O aprendizado por reforço é caracterizado pelo processo de tentativa e erro que tem o objetivo de aumentar o desempenho escalar, denominado sinal de erro. Outra forma de interpretação é: se uma ação tomada pelo sistema de aprendizado é seguida de estados satisfatórios, então a tendência do sistema em produzir essa ação particular é reforçada. Se não for seguida de estados satisfatórios, a tendência do sistema em produzir essa ação é enfraquecida. Esse método de aprendizado pode ser aplicado em tarefas nas quais uma RNA pode errar durante o processo de interação com o sistema que está sendo controlado (BRAGA et al., 2007).

2.2.4 Rede Perceptrons de Múltiplas Camadas

As RNAs do tipo Perceptrons de Múltiplas Camadas (MLP) possuem uma camada de entrada que capta os sinais, uma ou mais camadas ocultas e uma camada de saída, apresentando um neurônio para cada sinal de saída. O funcionamento da MLP se dá por meio da propagação dos sinais pela camada de entrada, passando pelas camadas ocultas e, por fim, chegando à camada de saída (LUDWIN; COSTA, 2007).

Como características, as MLPs combinam três aspectos: a utilização de neurônios com função de ativação não linear, a utilização de mais de uma camada que não faz parte da entrada e da saída e, por fim, um alto grau de conectividade, determinado pelas sinapses. É pela combinação desses fatores mais a habilidade de aprender que esse tipo de RNA demonstra seu poder computacional (HAYKIN, 2001).

Conforme demonstra a Figura 8, ao inserir um vetor de sinais na camada de entrada $x(i) = [x_1, x_2, x_i]$ é calculado o campo local induzido v que, na sequência, é aplicado à função de ativação, resultando nos sinais de saída de todos os neurônios desta camada. Tais sinais são distribuídos como sinal de entrada da próxima camada, onde se obtém o vetor de sinais funcionais da rede $y(j) = [y_1, y_2, y_j]$ (LUDWIN; COSTA, 2007).

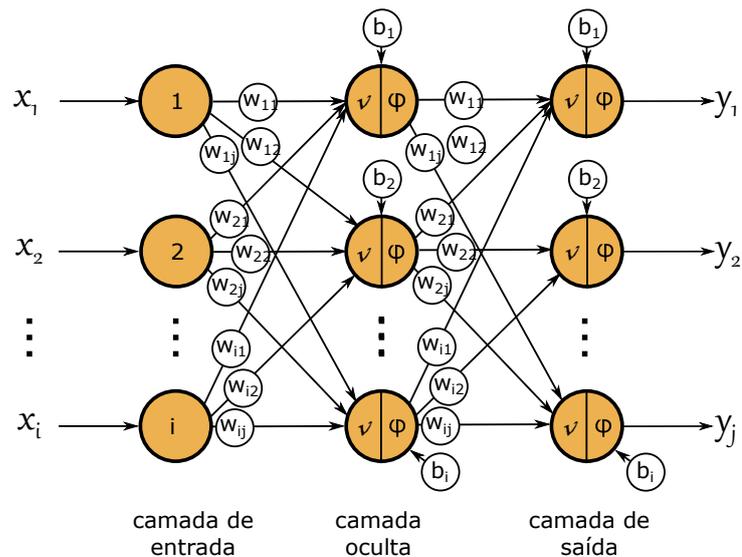


Figura 8: Diagrama esquemático de uma RNA do tipo MLP

Fonte: Adaptado de Ludwin e Costa (2007, p. 46)

2.2.4.1 Treinamento de RNAs do tipo MLP

O *backpropagation* é um dos algoritmos mais utilizados para o treinar RNAs e, por ser supervisionado, utiliza pares de entradas e saídas. É por meio de um sistema de ajustes dos erros que o algoritmo regula os pesos da RNA.

O treinamento acontece em duas etapas, em que cada fase percorre a rede em um único sentido, sendo elas chamadas de fase *forward* e fase *backward*. A fase *forward* fornece a saída da rede baseada nas entradas, enquanto a fase *backward* utiliza a saída da rede e a saída desejada para encontrar o erro. Os ajustes dos pesos são baseados na regra delta ou regra de Widrow-Hoff (BRAGA et al., 2007). A regra delta utiliza a Equação 7 para determinar do erro na saída do neurônio k , sendo e_n o erro, d_n a saída desejada e y_n a saída da RNA na iteração n (HAYKIN, 2001).

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) \quad (7)$$

A Equação 8 demonstra a função de ajuste dos pesos sinápticos em que $\Delta w(n)$, após processamento do produto entre η (taxa de aprendizado), $e_k(n)$ (valor do erro) e $x_j(n)$ (sinal de entrada) deverá ser acrescido ao peso w_{ij} na Equação 9.

$$\Delta w_{kj}(n) = \eta e_k(n) x_j(n) \quad (8)$$

$$w_{kj}(n+1) = w_{kj}(n) + \Delta w_{kj}(n) \quad (9)$$

A regra delta utilizada para a correção dos valores dos pesos, também conhecida como função de custo, é descrita pela Equação 10 (HAYKIN, 2001).

$$\epsilon(n) = \frac{1}{2} e_k^2(n) \quad (10)$$

2.2.4.2 Método de Levenberg-Marquardt

O algoritmo de treinamento Levenberg-Marquardt (LM) é baseado em uma técnica de otimização numérica. Criado a partir do método de mínimos quadrados, o LM é um método de gradiente de segunda ordem. Diferentemente do algoritmo de treinamento baseado no método de gradiente descendente, o algoritmo LM é uma aproximação do método de Newton. Ele melhora o método de Gauss-Newton ao utilizar uma taxa de aprendizado variável. O LM demanda uma grande quantidade de memória e complexidade computacional, de modo que seu uso se torna pouco prático no treinamento de RNAs muito grandes (BRAGA et al., 2007; CARVALO et al., 2005; HAYKIN, 2001).

2.2.5 Critérios de configurações de MLP

Existem inúmeras pesquisas que buscam encontrar uma fórmula para determinar a configuração ideal de uma RNA para um dado problema, segundo afirmam Ludwin e Costa (2007). Contudo, até agora, o que se tem são apenas sugestões fundamentadas em experiências de especialistas no assunto.

Sontag (1993), em relatório técnico, comenta que RNAs com duas camadas intermediárias podem ser mais adequadas para solução de problemas de controle por serem não lineares, necessitando de maior generalização.

Outra variável muito importante a ser considerada é a quantidade de amostras disponíveis para realizar o processo de aprendizado. Observa-se que quanto maior é a quantidade de dados apresentados à rede, maior deve ser número de neurônios que cada camada oculta deve possuir, exigindo um maior esforço computacional e consumindo mais tempo para o aprendizado.

2.2.6 Critério de parada

É necessário ter um critério para finalizar o processo de treinamento de uma RNA. O desempenho da RNA é influenciado por esse critério, pois, um treinamento excessivo ajusta em demasiado a RNA para o conjunto de dados/amostra. Esse efeito é denominado *overfitting*. Quando isso ocorre, a RNA representa muito bem o conjunto dos dados de treinamento, mas não representa bem os conjuntos dos dados de teste.

Esse problema pode ser reduzido quando se utiliza um conjunto de dados diferentes do treinamento e teste para a cada época verificar o erro aumentando. Esse conjunto de dados é denominado conjunto de validação cruzada.

Normalmente, após um número de épocas em que o erro do grupo de validação aumenta, o treinamento da rede é interrompido com o objetivo manter a generalização do modelo.

Outros critérios podem ser utilizados junto com a validação cruzada, como quantidade de épocas, tempo de treinamento ou atingimento de um erro mínimo (DUDA et al., 2001).

2.3 VIBRAÇÕES MECÂNICAS

Vibrações são oscilações, em torno de uma posição de referência, resultante de forças dinâmicas que as excitam. As vibrações se propagam por todas as partes do objeto e pelas estruturas interligadas a ele. Tais movimentos resultam da conversão de energia potencial para energia cinética associada (NETO, 2007; RAO, 2008).

Monitoram-se as oscilações mecânicas por meio de transdutores, os quais medem sinais relativos a deslocamento, velocidade ou aceleração da perturbação. Eles fornecem um sinal analógico que pode ser processado para fornecer uma determinada informação sobre a vibração. Os sinais provindos de vibrações podem ser determinísticos ou aleatórios. Classificam-se como determinísticos quando os valores evoluem de forma previsível, passível de modelagem matemática. Classificam-se como aleatórios quando o comportamento de sua evolução não segue um padrão (NETO, 2007; RAO, 2008).

Os sinais determinísticos podem ser periódicos ou não-periódicos. Os sinais periódicos, por sua vez, podem ser classificados como periódicos genéricos ou de vibrações harmônicas. Os genéricos são caracterizados pela repetitividade de seu ciclo a um intervalo de tempo constante, enquanto que os de vibrações harmônicas possuem como característica uma função do tipo senoidal. Já os sinais do tipo não-periódicos podem ser divididos em quase

periódicos e transitórios. Os quase periódicos não possuem uma frequência múltipla em relação à frequência fundamental (NETO, 2007; RAO, 2008).

Algumas vibrações podem ser ocasionadas por movimentos não periódicos transitórios (causados por impactos). Esse tipo de vibração é caracterizado por eventos isolados, em que ocorre a liberação de uma determinada quantidade de energia sobre o objeto em um curto intervalo de tempo. As frequências que compõem a oscilação também não são múltiplas da componente fundamental (NETO, 2007; RAO, 2008).

Os sinais aleatórios podem ser não estacionários ou estacionários. Esses tipos de sinais são tratados de forma estatística como, por exemplo, em termos de valores médios, pois não possuem frequências e amplitudes que se repetem periodicamente (NETO, 2007; RAO, 2008). A figura 9 apresenta um organograma de classificação de vibração em relação à forma do sinal.

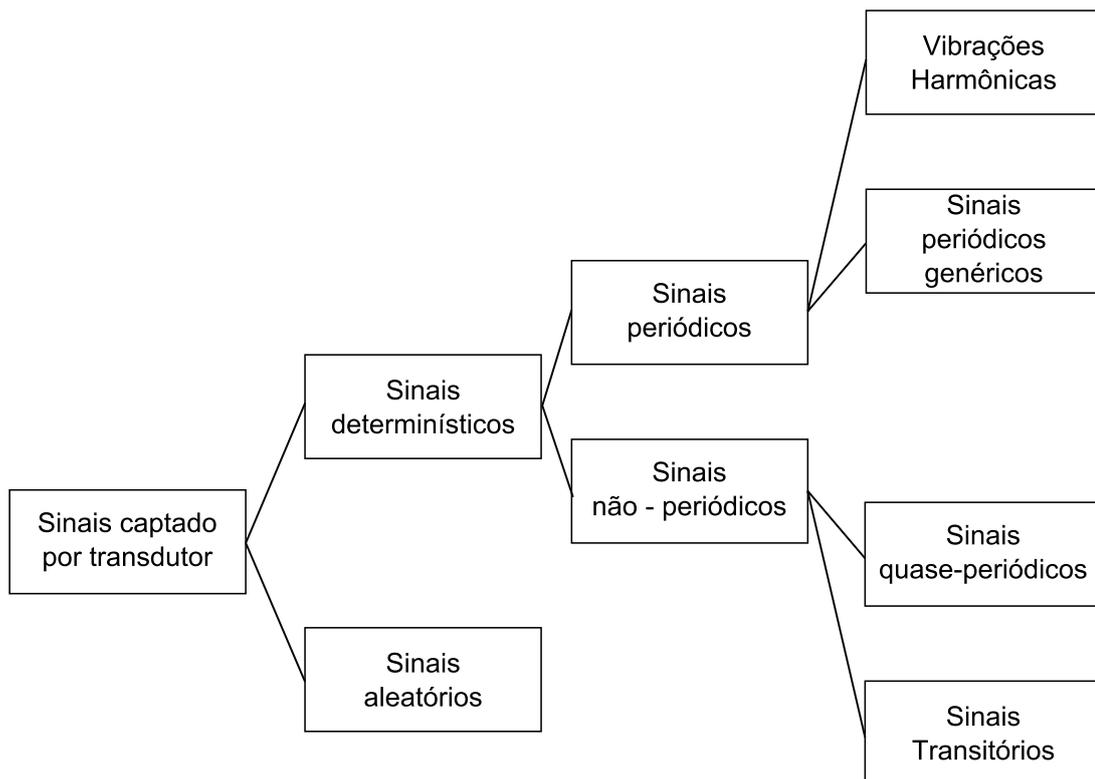


Figura 9: Organograma classificatório de vibração em relação à forma do sinal.

Fonte: Adaptado de Neto (2007, p. 13)

Segundo Neto (2007) não existe um critério universal para caracterizar uma vibração de origem transitória, podendo ser a frequência da estrutura do pulso, a duração da vibração, o conteúdo espectral ou o deslocamento máximo. Em impactos, observa-se que a magnitude inicial da vibração atenua-se continuamente ao longo do tempo, anulando-se. Isso ocorre devido

ao amortecimento do sistema, que é a capacidade de dissipação de energia (perdas de energia para fora do sistema) de um sistema dinâmico.

As vibrações também podem ser transferidas de uma estrutura para outra, quando acopladas por algum tipo de meio físico. Essa transferência ocorre por meio do efeito de ressonância. Todo sistema físico que é capaz de vibrar possui uma ou mais frequências naturais de ressonância. Dessa forma, uma estrutura vibrante transfere energia para a outra, causando-lhe vibrações. Quanto mais próximo a frequência excitadora chega da frequência natural do sistema excitado, maior será a amplitude da oscilação forçada (RAO, 2008; NETO, 2007).

3 METODOLOGIA

Nesta sessão, apresentam-se os equipamentos, os arranjos experimentais e os procedimentos utilizados no desenvolvimento deste trabalho. Inicialmente, descreve-se a montagem dos componentes necessários para execução do experimento. As etapas são: produção dos transdutores; caracterização das FBGs; montagem do mecanismo gerador de impactos. Na sequência descreve-se os métodos utilizados para realização dos ensaios, a coleta de dados e a metodologia de tratamento dos dados. Por fim, expõem-se as configurações utilizadas para gerar RNAs e a definição de uma métrica utilizada para calcular um erro entre a resposta do sistema em relação a um valor conhecido.

3.1 PRODUÇÃO DAS FBGs

Confeccionaram-se os transdutores utilizando-se segmentos de fibras óticas do tipo monomodo padrão de telecomunicação (G-652). As redes de Bragg foram gravadas no núcleo das fibras por meio de um sistema de leitura e gravação de FBGs, instalado no Laboratório de Nanoestruturas da UTFPR. O sistema pode ser visualizado na Figura 10.

Nesse sistema, a fonte ótica responsável pela produção do feixe UV é o equipamento Coherent, Xantos XS (*laser* de excímero KrF), operando em 248 nm. Utilizam-se dois espelhos para criar um caminho ótico, direcionando o feixe UV até uma íris. A íris oferece um controle sobre o diâmetro do feixe, bem como a possibilidade da seleção de uma determinada região espacial.

O equipamento Xantos XS é controlado pelo *software* Unbennant - Star PC - Control, no qual se definiram os seguintes parâmetros de controle: energia por pulso de 6 mJ e frequência de operação de 300 Hz.

A preparação da fibra ótica para ser gravada consistiu na remoção da capa de acrilato em uma extensão de 10 a 20 mm de comprimento e na remoção de impurezas com auxílio de álcool isopropílico embebido em papel. Após esse processo, a fibra ótica foi fixada e ajustada

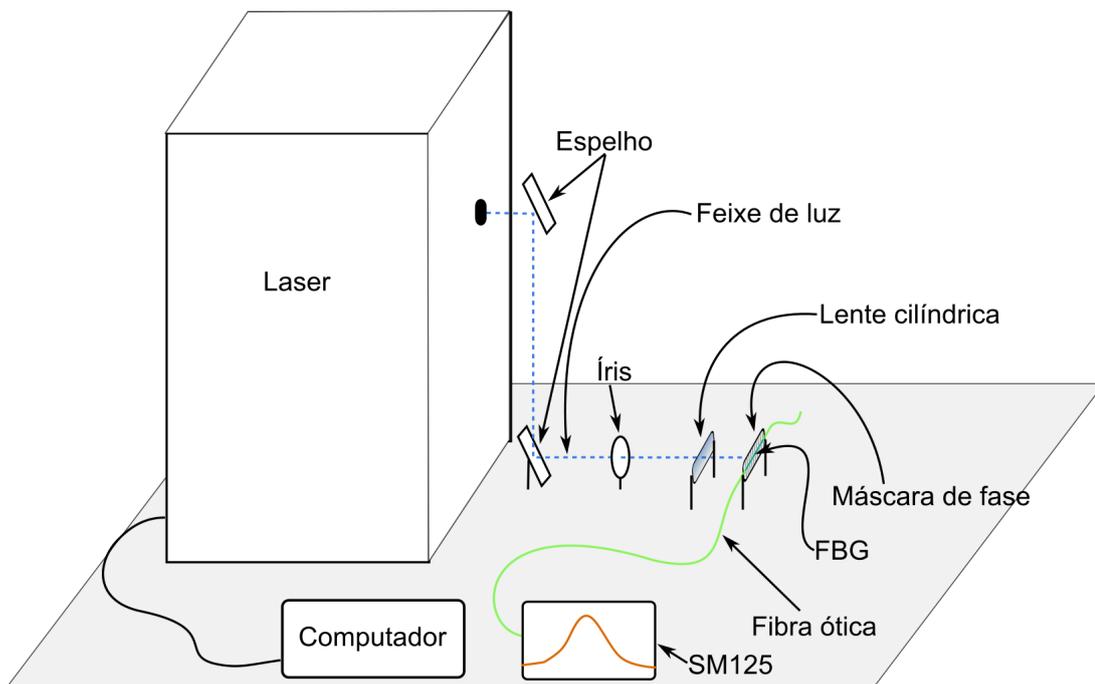


Figura 10: Diagrama esquemático do sistema de gravação de FBG

paralelamente à máscara de fase.

Ao acionar-se a fonte ótica, um feixe UV operado em 248 nm foi focalizado por meio de uma lente cilíndrica em uma região sobre a máscara de fase. Ao atravessá-la, criou-se um padrão de interferência devido à sobreposição dos feixes difratados, projetando sobre a fibra o padrão de interferência. Após exposição de aproximadamente 5 minutos, obteve-se uma determinada FBG.

Durante a gravação, utilizou-se o interrogador SM125 (Optical Sensing Interrogator - SM125, Micron Optics), com faixa de operação entre 1520 e 1570 nm e resolução de 5 pm para acompanhar o desenvolvimento do espectro de reflexão. As FBGs foram gravadas com o auxílio de quatro diferentes máscaras de fase. Os comprimentos de onda de ressonância produzidos nas FBGs foram centrados em 1545, 1543, 1539 e 1537 nm.

3.2 CARACTERIZAÇÃO DA FBG QUANTO A MUDANÇAS DE DEFORMAÇÃO LONGITUDINAL

Considera-se que as medidas experimentais sempre são uma aproximação do valor verdadeiro (VUOLO, 1996; POSSETTI et al., 2012). Por esse motivo, é necessário realizar uma análise para determinar as incertezas associadas ao uso da FBG como transdutor de deformação. Para fazer a caracterização, foram necessários os seguintes equipamentos:

- FBG com comprimento de onda de Bragg centrada em 1532 nm;
- Equipamento de tração para realizar estiramento com resolução de 0,01 mm;
- Circulador óptico;
- Fonte ótica - LED superluminescente (Superlum, Pilot-2, 1445-1645 nm);
- Interrogador - IBSEN PHOTONICS IMON-512E (com resolução menor que 0,5 pm);
- Paquímetro com resolução de 0,05 mm;
- Computador para processamento das informações e obtenção dos resultados.

O equipamento utilizado para estirar a fibra ótica possuía duas bases, uma fixa e outra móvel. Por meio de um controle eletrônico, pode-se variar a distância entre os blocos. Esse equipamento tinha um comparador analógico (Mitutoyo 2046F) com resolução de 0,01 mm, que possibilitou mensurar a distância do deslocamento.

O processo experimental iniciou-se pela fixação de duas partes de uma fibra ótica nos blocos do tracionador. Removeu-se a capa de acrilato da fibra ótica para evitar um possível escorregamento da fibra durante o experimento. A FBG foi posicionada próxima ao centro do vão entre os blocos. Mediu-se, com um paquímetro, a distância inicial de $(84,2 \pm 0,05)$ mm entre os pontos colados. Utilizou-se uma cola à base de cianoacrilato para fixar a fibra ótica à plataforma. Após a cura da cola, conectou-se a fibra ótica ao circulador óptico que, por sua vez, foi ligado à fonte ótica e ao interrogador, que transmitiu as informações captadas da FBG para o computador. A Figura 11 demonstra o arranjo experimental utilizado.

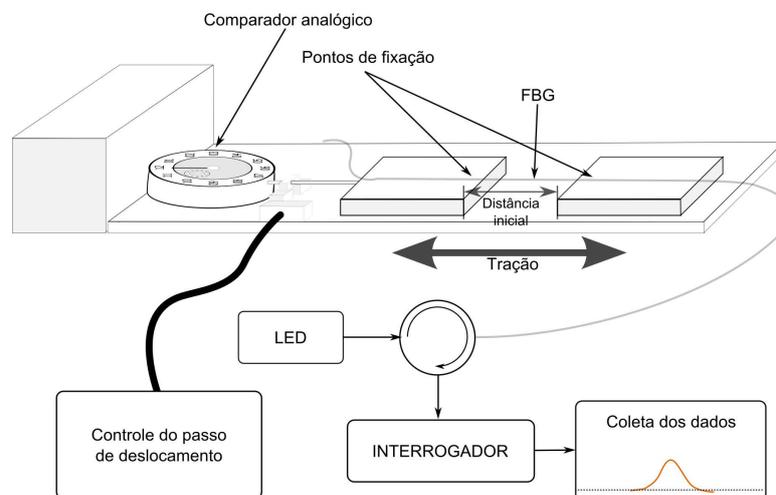


Figura 11: Diagrama esquemático do sistema utilizado para fazer a caracterização de uma FBG em relação à deformação longitudinal.

Finalizada a montagem do arranjo experimental, coletaram-se as medidas de deslocamento do comprimento de onda de Bragg em relação ao estiramento. Realizaram-se 16 deslocamentos, cada um composto por tensionamentos e relaxamentos. A cada 0,01 mm de deslocamento, anotou-se o valor central do pico do comprimento de onda. Repetiu-se esse processo por mais cinco vezes em condições de reprodutibilidade.

Os dados coletados foram transportados para o *software* Origin[®] versão 8.6, onde foram processados. Calcularam-se os valores médios dos resultados obtidos entre os seis ciclos de deformação longitudinal, assim como o desvio padrão da média. Em seguida, buscou-se estimar as incertezas associadas a cada instrumento utilizado no processo (POSSETTI et al., 2012).

A incerteza sistemática residual $\sigma_{interrogador}$ associada ao interrogador (I-MON - resolução menor que 0,5 pm) foi estimada pela Equação 11, em que $L_r = 0,5pm$ é o limite de erro do equipamento.

$$\sigma_{interrogador} = \frac{L_r}{2\sqrt{3}} \quad (11)$$

Também foram estimadas as incertezas associadas à plataforma de estiramento e ao paquímetro (utilizado na medição da distância inicial). A incerteza relacionada com a medição do paquímetro (σ_L) foi calculada por meio da combinação das incertezas estatística estimada e da incerteza relacionada ao limite de erro do equipamento. O mesmo processo foi utilizado para o cálculo da incerteza relacionada à plataforma de estiramento (ΔL). As Equações 12 e 13 demonstram as expressões numéricas que possibilitaram as estimativas das incertezas, em que $L_{r-paq} = 0,05mm$ e $L_{r-micr} = 0,01mm$.

$$\begin{aligned} \sigma_{r-paq} &= \frac{L_{r-paq}}{2\sqrt{3}} \quad , \quad \sigma_{e-paq} = \frac{L_{r-paq}}{3} \quad \therefore \\ \sigma_{paq} &= \sqrt{\sigma_{r-paq}^2 + \sigma_{e-paq}^2} = 0,022 \quad \therefore \\ \sigma_L &= 0,022mm \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \sigma_{r-micr} &= \frac{L_{r-micr}}{2\sqrt{3}} \quad , \quad \sigma_{e-micr} = \frac{L_{r-micr}}{3} \quad \therefore \\ \sigma_{micr} &= \sqrt{\sigma_{r-micr}^2 + \sigma_{e-micr}^2} = 0,0044 \quad \therefore \\ \sigma_{\Delta L} &= 0,0044mm \end{aligned} \quad (13)$$

Obtidas as incertezas associadas às medidas de distância, σ_L e $\sigma_{\Delta L}$, foi necessário utilizar a Equação 14 para propagar essas incertezas em relação à deformação relativa dada em microstrain ($\mu\varepsilon$), obtendo a incerteza combinada σ_c . A variável ΔL representa o deslocamento da plataforma de estiramento e a variável L representa a distância inicial.

$$\sigma_c = \frac{\Delta L}{L} \sqrt{\left(\frac{\sigma_{\Delta L}}{\Delta L}\right)^2 + \left(\frac{\sigma_L}{L}\right)^2} \quad (14)$$

A sensibilidade inicial ($S_{inicial}$) foi obtida por meio do coeficiente angular da reta após ter sido feito um ajuste linear dos valores médios de comprimento de onda em relação à deformação relativa ($\mu\varepsilon$). A incerteza combinada (σ_c) relacionada a deformação é transformada em uma incerteza expressa em unidades de comprimento de onda (σ'_c) por meio da Equação 15.

$$\sigma'_c = \sigma_c \times S_{inicial} \quad (15)$$

Por fim, obteve-se a incerteza (σ) extraindo a raiz quadrada da soma dos quadrados entre os desvios padrões das médias (σ_m), incerteza combinada em unidades de comprimento de onda (σ'_c) e a incerteza ($\sigma_{interrogador}$) associada ao interrogador.

$$\sigma = \sqrt{\sigma'_c{}^2 + \sigma_m^2 + \sigma_{interrogador}^2} \quad (16)$$

Esse procedimento foi adotado para cada ponto avaliado. O resultado aqui obtido serviu como referência para o conjunto de FBGs produzidas para este lote.

Uma vez estabelecidos as principais fontes de incertezas associadas às FBGs, calcularam-se as características metrológicas, sendo elas: repetibilidade, resolução, linearidade e incertezas combinadas.

3.3 PREPARAÇÃO DA PLACA DE PROVA

Utilizou-se como superfície de prova uma placa de PMMA com 6 mm de espessura, 60 cm de largura e 60 cm de comprimento. Desenhou-se, em uma das faces, um reticulado com espaçamento de 5 cm, formando um plano cartesiano com 81 pontos de intersecção a serem monitorados. Fixaram-se os transdutores constituídos por FBGs nos cantos da placa com uma cola à base de cianoacrilato, conforme demonstra a Figura 12.

Fixaram-se os transdutores a um ângulo de 45^0 das bordas da placa. Adotou-se essa

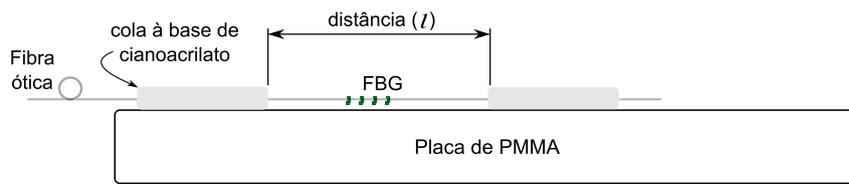


Figura 12: Diagrama esquemático da fixação das FBGs.

posição porque as FBGs apresentam maior sensibilidade quando a direção de propagação das oscilações mecânicas está a um ângulo de 0^0 em relação à FBG (RIBEIRO, 2014). A distância (l) dos pontos de fixação e a pressão utilizada para esticar a fibra ótica foram definidas de acordo com as frequências de ressonâncias que demonstraram ser capazes de produzir uma resposta no transdutor por meio das vibrações causadas na placa de PMMA.

Após a cura da cola, as FBGs foram unidas em série, utilizando-se um aparelho de emendas por fusão (Fujikura, FSM-60S SINGLE FIBER FUSION SPLICER). Finalizadas as emendas entre os transdutores, soldou-se um conector ótico em uma das pontas restantes para que os transdutores pudessem ser conectados ao sistema de detecção. Na extremidade restante (final da fibra ótica), aplicou-se um gel casador de índice de refração com o objetivo de diminuir a reflexão de Fresnel na interface entre o segmento de fibra e o ar.

3.4 MECANISMO GERADOR DE IMPACTOS

Para gerar os impactos mecânicos na estrutura de PMMA de forma controlada, construiu-se um equipamento composto por guias para posicionamento e um marteleto. As guias são responsáveis pelo travamento da ferramenta em uma determinada posição (x , y) da placa em estudo. O marteleto construído utilizou uma bobina cilíndrica (eletroímã) que, ao ser acionada, atraiu um pistão de material ferroso. O pistão, por sua vez, adentrou o cilindro, gerando uma força mecânica por meio de um movimento retilíneo uniformemente variado. Adicionou-se ao aparato um conjunto mecânico responsável por lançar uma haste metálica perpendicular ao plano da placa quando o eletroímã foi acionado. Uma vez lançada, a haste retornou ao ponto de repouso por meio de uma mola.

O conjunto foi comandado por um circuito eletrônico programado para acionar manualmente os impactos. Tal programação possibilitou a aplicação de um impacto por vez ou de cinco impactos simultâneos e temporizados para acontecer a cada 0,5 s. A função de impactos sequenciais foi implementada para facilitar a coleta de dados, e a função de impacto individual para ensaios isolados. Para finalizar a montagem do equipamento, acrescentou-se uma base de poliestireno expandido com 3 cm de espessura para acomodar a placa com os sensores. A

Figura 13 exibe uma foto do equipamento utilizado para gerar impactos no plano instrumentado com FBGs.

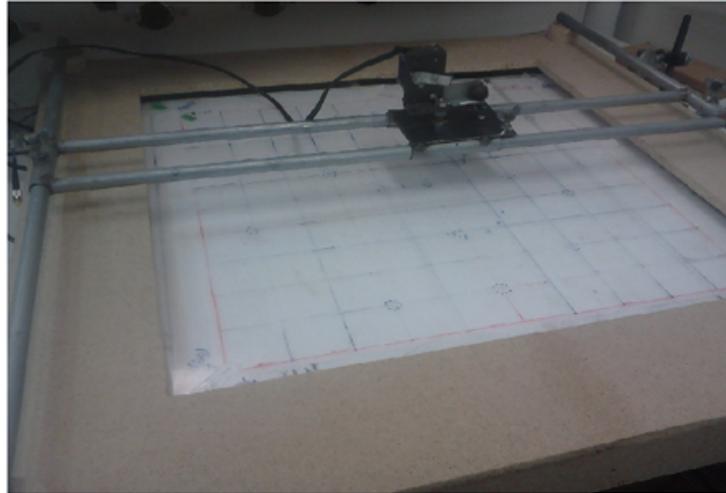


Figura 13: Foto do equipamento gerador de impactos mecânicos sobre a placa de PMMA instrumentada com FBGs

3.5 MONTAGEM DOS COMPONENTES

Estando os transdutores fixados na placa de PMMA, ela foi acomodada no interior do gerador de impactos e fez-se a conexão entre os transdutores e o sistema de aquisição de dados. Para a detecção simultânea dos sinais óticos provenientes das FBGs, utilizou-se um sistema constituído por um LED (Superlum, Pilot-2, com comprimento de onda variando entre 1445 e 1645 nm) e um interrogador de redes (IBSEN PHOTONICS IMON-512E, com resolução menor que 0,5 pm e frequência máxima de 970 Hz), interconectados por um circulador ótico. A representação esquemática do conjunto montado para realizar o experimento pode ser visualizada na Figura 14.

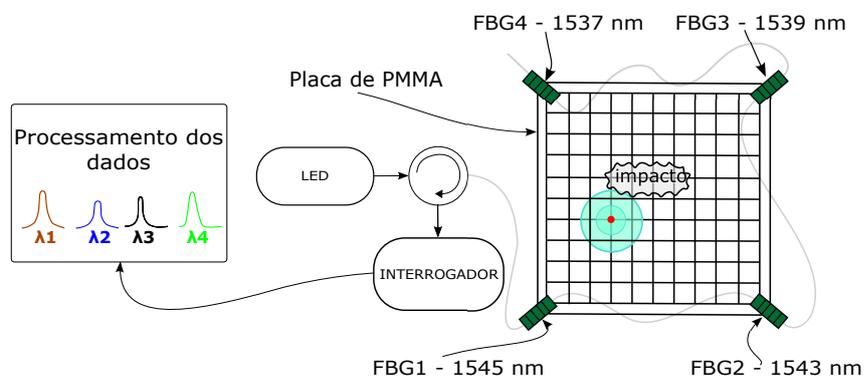


Figura 14: Diagrama esquemático do sistema experimental empregado na detecção de impactos mecânicos

3.6 CARACTERIZAÇÃO DA VIBRAÇÃO MECÂNICA GERADA PELO MECANISMO GERADOR DE IMPACTOS NA PLACA DE PMMA

Para analisar as frequências das oscilações mecânicas na placa de PMMA, causadas pelos impactos produzidos pelo martetele, utilizou-se um transdutor piezoelétrico do tipo disco, fixado na posição da FBG1. O transdutor foi conectado a um osciloscópio Tektronix modelo TDS 2024. Após montagem do arranjo experimental, posicionou-se o martetele sobre a coordenada (0,6; 0,4). Por fim, acionou-se o gatilho do mecanismo gerador de impactos, promovendo uma martelada sobre a placa. As oscilações geradas pelo evento, produziram um uma diferença de potencial sob o transdutor piezoelétrico, que foi captado por meio do osciloscópio, que posteriormente transferiu os dados para um computador. Repetiu-se esse processo por mais quatro vezes, resultando no total de cinco impactos.

Utilizou-se o *software* Origin[®], para extrair o espectro de frequências dos sinais captados.

Após processamento dos sinais, buscaram-se as frequências ressonantes dos segmentos de FBGs fixados na estrutura de PMMA. Considerou-se o sistema como sendo de cordas vibrantes. Para isso, mediram-se as distâncias entre os pontos de fixação de cada FBG.

A fim de obter a massa específica da FBG, mediu-se a massa de um segmento de fibra ótica com 20 cm de comprimento. Iniciou-se esse procedimento com a remoção da capa de acrilato do segmento de fibra ótica. Por fim, limpou-se a fibra ótica e mensurou-se sua massa em uma balança analítica Shimadzu AUW 220D (resolução 0,01 mg). Para finalizar o processo, utilizou-se a Equação 17 para calcular as frequências ressonantes f_r dos segmentos de fibra ótica (FBGs), onde n representa a ordem da harmônica, l representa a comprimento da fibra, τ é a tração sobre a fibra e μ é a densidade linear da fibra.

$$f_r = \frac{n}{2l} \left(\sqrt{\frac{\tau}{\mu}} \right) \quad (17)$$

3.7 PRODUÇÃO DOS IMPACTOS E COLETA DOS DADOS

O objetivo da produção dos impactos em regiões pré-determinadas é medir, por meio das FBGs, as oscilações mecânicas geradas pelos eventos. Os dados produzidos, provenientes do deslocamento do comprimento de onda causado pelo estiramento ou compressão da fibra, são relacionados a uma determinada posição da estrutura de PMMA.

Realizaram-se os experimentos em duas etapas, aqui denominadas de ensaio experimental A e ensaio experimental B.

Na primeira etapa (ensaio experimental A), o objetivo do ensaio foi verificar a viabilidade de utilizar a energia do sinal como parâmetro de intensidade relacionada à distância do impacto. Para isso, selecionaram-se apenas 17 posições na estrutura de PMMA. A escolha dos pontos foi determinada pela disposição das FBGs, pois segundo Ribeiro (2014), a FBG apresenta maior sensibilidade quando posicionada a um ângulo de 0° em relação à direção de propagação. A Figura 15(a) ilustra um diagrama com os pontos selecionados. Produziram-se 20 impactos em cada uma das 17 posições. Ao final do ensaio, obtiveram-se os dados de 340 impactos.

Na segunda etapa (ensaio experimental B), o objetivo do ensaio foi obter dados para a modelagem de um sistema de monitoração para toda a estrutura. Para isso, utilizaram-se os 81 pontos de intersecção da grade demarcados na estrutura de PMMA. Produziram-se 25 impactos em cada ponto. Ao final do ensaio, obtiveram-se os dados de 2025 impactos.

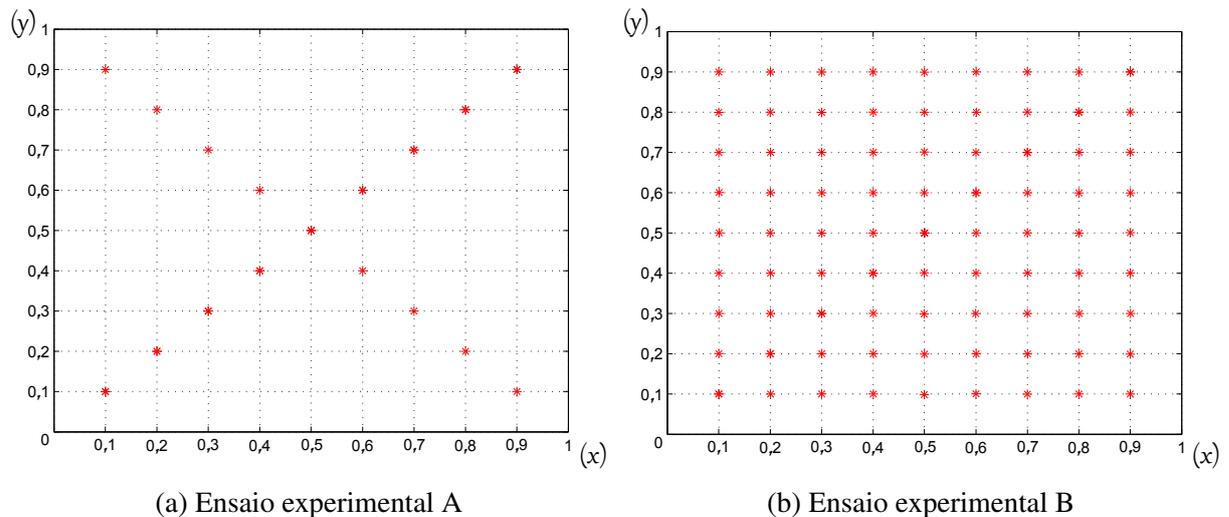


Figura 15: Diagrama esquemático das disposições dos pontos (coordenadas cartesianas normalizadas) submetidos a impactos nos ensaios experimentais A e B.

Em ambos os ensaios experimentais, mensuraram-se os espectros de reflexão das FBGs em todos impactos e monitoraram-se os deslocamentos espectrais ao longo do tempo com uma resolução de 1,14 ms. As medições foram realizadas em temperatura ambiente sem controle da temperatura. Portanto, as variações de temperatura foram tratadas como uma fonte de incerteza aleatória.

3.8 EXTRAÇÃO DA CARACTERÍSTICA DE ENERGIA DO SINAL

Após a coleta dos dados e a identificação das respostas temporais das FBGs, os dados foram processados por um algoritmo desenvolvido para selecionar uma faixa de interesse do sinal. O algoritmo constitui-se por um mecanismo de gatilho, recurso executado quando um determinado evento ocorreu. Nesse caso, associaram-se os disparos a picos. Definiu-se como pico uma variação abrupta (entre duas a quatro vezes maior que a média) do comprimento de onda médio do sinal amostrado. Uma vez acionado o gatilho, selecionaram-se vinte pontos amostrados: dez anteriores ao pico detectado e dez posteriores. O algoritmo foi construído no programa Matlab[®], versão 7.10 (2010).

Escolheu-se extrair a característica da energia do sinal para ser utilizada no treinamento da RNA. Tal informação possui uma relação de intensidade entre a distância do impacto e a posição da FBG, ou seja, quanto mais próximo da FBG o impacto ocorrer, maior será a variação do comprimento de onda captado pela FBG. Para isso, quantificou-se a energia do sinal detectado em cada um dos quatro transdutores, para cada impacto. Utilizaram-se todos os dados coletados sem nenhum tipo de pré-seleção, ou seja, dados ruidosos também compuseram o conjunto.

Para o cálculo da energia do sinal, utilizou-se a variação do comprimento de onda de cada ponto em relação ao valor médio do sinal.

Definiu-se a energia (E) como o somatório dos módulos ao quadrado das amplitudes dos deslocamentos em comprimento de onda das FBGs ($\Delta\lambda$), obtidos em função do tempo e resultantes das perturbações geradas na placa por um dado impacto, conforme Equação 18.

$$E = \sum_{t=-\infty}^{\infty} [\Delta\lambda(t)]^2 \quad (18)$$

Submeteram-se os dados do ensaio experimental a esse método de processamento. Uma vez processados os sinais, obtiveram-se, para cada ponto de impacto, 80 valores de energia (20 para cada uma das quatro FBGs) associados a coordenadas cartesianas (x, y). Calculou-se o valor médio de 20 valores de energia obtidos por FBG. Repetiu-se esse procedimento para os 17 pontos de impacto. Adotou-se o mesmo procedimento para processar os dados do ensaio experimental B.

3.9 DISTRIBUIÇÃO DOS DADOS FORNECIDOS PELAS FBGs

Para verificar o comportamento do sinal produzido pelos transdutores, utilizaram-se os dados coletados no ponto central da placa do ensaio experimental A como modelo. Nesse processo, utilizaram-se os 20 valores de energia mensurados por meio da FBG2. Caracterizou-se o comportamento do sinal medido pela variação ou “dispersão” em relação à média.

Segundo Vuolo (1996), a média é definida pela Equação 19, onde \bar{y} representa a média de Y valores para N repetições.

$$\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N Y_k \quad (19)$$

Posteriormente, obteve-se o desvio padrão amostral (σ) por meio da Equação 20.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_i^N (y_i - \bar{y})^2}{N - 1}} \quad (20)$$

Utilizou-se o *software* Origin[®] 8.6 para extrair a média, desvio padrão e para construir um histograma.

No ensaio experimental B, analisaram-se os dados de energia dos sinais coletados utilizando-se medidas estatísticas como: mínimo, máximo, mediana, primeiro quartil (Q1) e terceiro quartil (Q2). Criaram-se gráficos que representam os dados por meio de um retângulo com base nos quartis. O objetivo desses gráficos é fornecer informações sobre a variabilidade dos dados e exibir valores atípicos que podem influenciar no cálculo da média. A Figura 16 ilustra um diagrama de interpretação do gráfico *boxplot*, em que $Li = Q1 - 1,5(Q3 - Q1)$ e $Li = Q1 + 1,5(Q3 - Q1)$ (RYAN, 2009).

A posição central é dada pela mediana (Q2) e a dispersão pelo desvio interquartílico (IQR), resultante de $IQR = Q3 - Q1$. As posições dos quartis Q1, Q2 e Q3 fornecem evidência sobre o nível de assimetria da distribuição dos dados. O gráficos e tabelas resultantes desse processamento podem ser observado no Apêndice A.

3.10 IMPLEMENTAÇÃO DA RNA

Nesta parte do trabalho, demonstra-se a utilização de RNAs do tipo MLP em duas modelagens, denominadas RNA1 e RNA2.

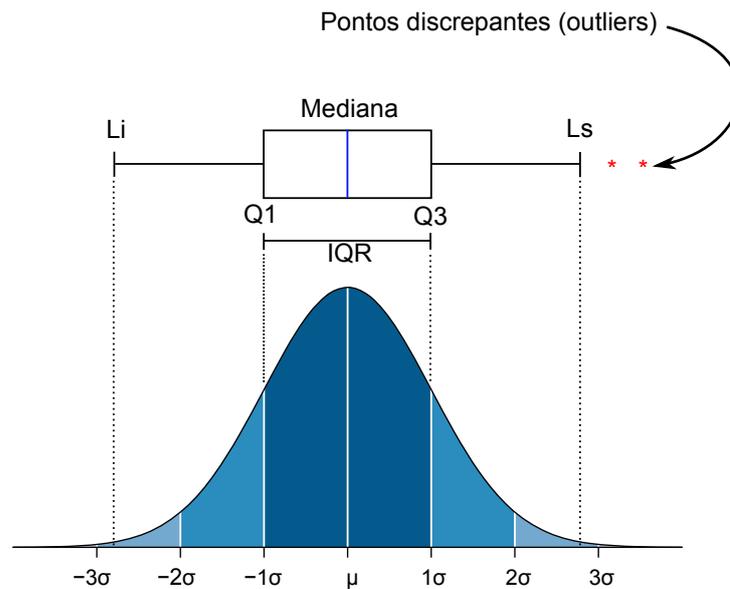


Figura 16: Diagrama de interpretação de gráfico do tipo *boxplot*.

Realizou-se a RNA1 em duas fases. A primeira fase teve como objetivo a verificação da viabilidade de se utilizar a energia do sinal como referência para determinar posição de impactos. Utilizaram-se os dados extraídos do ensaio experimental A para realizar o treinamento da RNA. A segunda fase da RNA1 consistiu na utilização do sistema adotado na primeira fase, porém, treinou-se a RNA com os dados obtidos no ensaio experimental B. O objetivo da segunda fase foi verificar a capacidade do sistema em monitorar toda a superfície da estrutura de PMMA.

Na RNA2, demonstra-se uma abordagem diferente em relação a RNA1, ainda que tenham sido utilizados os dados do ensaio experimental B. O objetivo da RNA2 foi melhorar o desempenho do sistema de monitoramento em relação aos resultados obtidos na RNA1.

3.10.1 Modelagem da RNA1

3.10.1.1 Configuração da RNA1 para a primeira fase

Para realizar o mapeamento entre as respostas fornecidas pelas FBGs relacionadas à coordenada cartesiana (x,y) do impacto mecânico, implementou-se uma RNA do tipo *Perceptron Multicamadas* (HAYKIN, 2001).

Testes preliminares variando a quantidade de neurônios na camada oculta e o número de camadas ocultas foram realizados, a fim de, descobrir qual combinação ofereceria o melhor desempenho. Tais testes conduziram a adoção da seguinte arquitetura: 20 neurônios na primeira camada, 80 neurônios na segunda camada e dois neurônios na camada de saída. Em todas as camadas, empregaram-se funções de transferência do tipo tangente hiperbólica. A RNA foi

concebida no programa Matlab[®], versão 7.10 (2010).

Normalizaram-se as médias de energia dos sinais captados em cada FBG para cada ponto de impacto (ajuste das escalas dos valores para o intervalo entre 0 e 1). Para isso, adotou-se o seguinte método: criou-se uma tabela com as médias de todos os pontos de impactos por FBG, sendo que, as linhas representam os pontos de impacto e as colunas as FBGs. Realizou-se a normalização por coluna, segundo a Equação 21. A variável C representa as colunas (FBG1, FBG2, FBG3 e FBG4), L refere-se às linhas (posição dos impactos), C_{min} é menor valor da coluna, C_{max} é maior valor da coluna, N é valor normalizado entre 0 e 1, o índice i representa número da linha e por fim o índice j indica o número da coluna.

$$N_i = \frac{L_i - (C_{min})_j}{(C_{max})_j - (C_{min})_j} \quad (21)$$

Os dados dos 17 pontos de impacto (valores normalizados da energia dos sinais das FBGs e suas respectivas coordenadas) foram organizados em três grupos, selecionados de forma aleatória, obtendo-se 11 (64,70 %) pontos de impacto para serem utilizados na etapa de treinamento, 3 (17,65 %) para validação e os outros 3 (17,65 %) para teste. Criaram-se três matrizes, cada uma com quatro valores de energia para serem apresentadas à entrada da RNA (energia associada com as respostas temporais das FBGs) e dois valores de saída (coordenadas (x, y) , referentes à aplicação do impacto mecânico). A Figura 17 apresenta um diagrama da estrutura da RNA empregada.

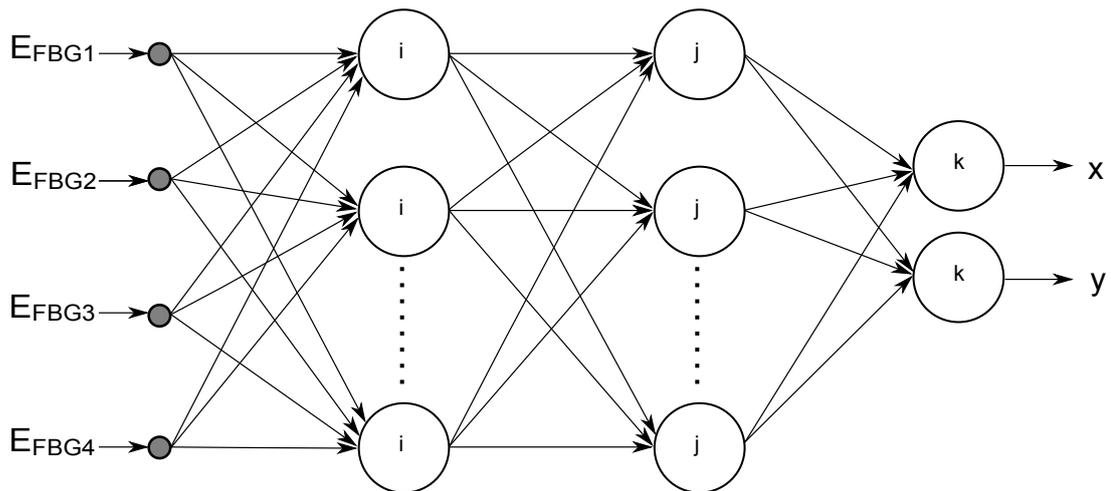


Figura 17: Diagrama da arquitetura da RNA adotada

Configurou-se como mecanismo de treinamento o algoritmo *backpropagation* com gradiente descendente, com uma taxa de aprendizagem de 0,3 (HAYKIN, 2001). Adotou-se como critério de interrupção do treinamento a capacidade de generalização da rede neural. Para

isso, utilizou-se o método de validação cruzada com erro médio quadrático (MSE) como métrica (DUDA et al., 2001). O sistema verifica a cada iteração se o MSE reduz, e caso isso não ocorra, registra-se uma falha em um contador. Toda vez que o MSE reduz o contador é reiniciado. Porém, quando o contador atinge um valor limite pré-configurado, o sistema interrompe o treinamento. O valor configurado para interromper o treinamento foi de 20 falhas.

3.10.1.2 Configuração da RNA1 para a segunda fase

Nesta fase, objetivou-se verificar se a modelagem proposta no item 3.10.1.1 manteria a capacidade detectar impactos, porém, em toda a superfície da estrutura de PMMA. A configuração da RNA seguiu a descrição contida no item 3.10.1.1. Utilizaram-se, para o treinamento, os dados extraídos do ensaio experimental B. A mesma métrica de normalização foi adotada nesta fase, utilizando-se os valores obtidos pela média dos 25 impactos de cada ponto em cada FBG, normalizados entre as FBGs. Os dados obtidos nos 81 pontos de impacto foram separados, de forma aleatória, da seguinte forma: 49 (60,49 %) para treinamento, 16 (19,75 %) para validação e os outros 16 (19,75 %) para teste. Organizou-se uma matriz com todas as informações utilizadas no sistema (valores a serem apresentados à entrada do sistema e suas respectivas saídas).

O algoritmo utilizado para o treinamento das RNAs foi o *backpropagation* com gradiente descendente, utilizando uma taxa de aprendizagem de 0,3 (HAYKIN, 2001).

3.10.2 Modelagem da RNA2

Uma das diferenças entre a RNA1 e a RNA2 está na forma como os dados foram apresentados à RNA. A modelagem descrita nos itens 3.10.1.1 e 3.10.1.2 utiliza os dados normalizados por colunas, ou seja, o sinal de energia varia do mais ao menos intenso por FBG dentre todos os impactos captados.

Na RNA2, os dados foram arranjados por impacto, ou seja, a normalização foi realizada por linha. Assim, o sinal de energia variou do mais ao menos intenso entre todas as FBGs, a cada impacto. A Equação 22 exhibe o método utilizado para realizar a normalização dos dados. A variável C representa as colunas (FBG1, FBG2, FBG3 e FBG4), L refere-se as linhas (posição dos impactos), L_{min} é o menor valor da linha, L_{max} é o maior valor da linha e N valor normalizado entre 0 e 1, o índice i representa número da linha e por fim o índice j indica o número da coluna.

$$N_i = \frac{C_j - (L_{min})_i}{(L_{max})_i - (L_{min})_i} \quad (22)$$

Utilizaram-se os dados extraídos do ensaio experimental B. Outra diferença desta modelagem em relação à RNA1 é o processamento de dados em duas etapas.

Na primeira etapa, os valores das energias foram processados por RNAs, do tipo MLP, com o objetivo de fornecer uma informação de intensidade relativa a pontos fixos relacionados às FBGs.

A segunda etapa consistiu no processamento dos dados de saída da primeira etapa, porém em uma outra RNA, também do tipo MLP, cujo objetivo foi determinar a posição do impacto.

Portanto, o sistema constituiu-se de cinco RNAs, quatro para mensurar a intensidade relativa de cada FBG e uma para determinar a posição do impacto. A Figura 18 demonstra o diagrama do sistema.

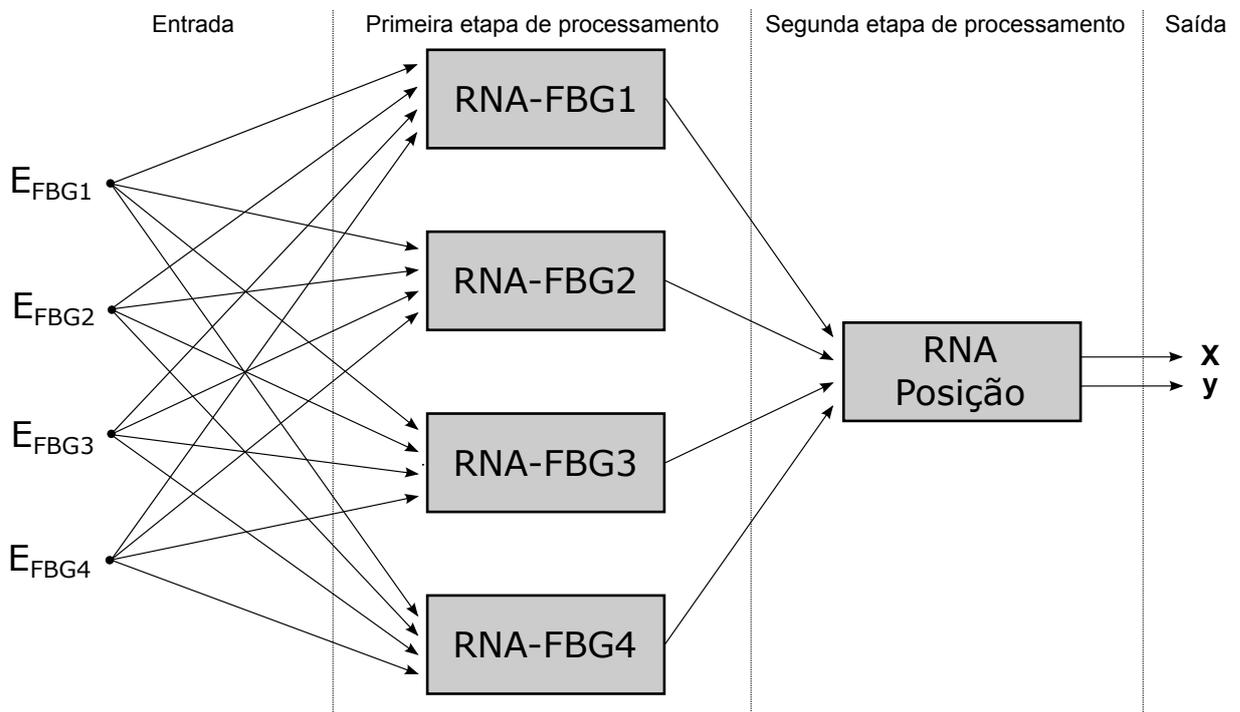


Figura 18: Diagrama do sistema de RNAs da modelagem RNA2.

Determinou-se que os pontos fixos dos sistemas relativos a cada FBG coincidiriam com a posição de fixação das FBGs na estrutura de PMMA (no caso, estavam fixadas nos cantos da placa, conforme demonstrado na Figura 13). A menor distância entre o ponto fixo e a primeira coordenada (intersecção da grade) de cada FBG foi de 7,07 cm. Assim, o ponto mais próximo

da FBG1 foi a coordenada (0,1; 0,1). Em relação à FBG2, o ponto (0,9; 0,1); à FBG3, (0,9; 0,9) e à FBG4, (0,1; 0,9). Adicionalmente, calcularam-se as distâncias euclidianas dos outros 80 pontos em relação a cada FBG.

Para treinar as RNAs, criou-se uma matriz com os seguintes dados: quatro valores médios de energia referentes as FBGs (energia associada com as respostas temporais das FBGs) e um valor de intensidade relativa à distância da FBG. Ao fim desse procedimento, obteve-se uma matriz com cinco colunas e 81 linhas (uma para cada posição de impacto). Adotou-se para as quatro RNAs (RNA-FBG1, RNA-FBG2, RNA-FBG3 e RNA-FBG4 de intensidades relativas) a seguinte arquitetura: 240 neurônios na camada oculta e um neurônio na camada de saída. Em todas as camadas, empregaram-se funções de transferência do tipo tangente hiperbólica. O algoritmo de treinamento foi executado até que o valor de 1×10^{-6} do parâmetro relativo a MSE fosse atingido.

Os resultados das RNAs de um impacto na coordenada (0,1; 0,1) podem ser observados pela Figura 19. As Figuras 19(a), (b), (c) e (d) mostram as distâncias retornada pelas RNAs em relação a cada FBG, do impacto na coordenada (0,1; 0,1) . A Figura 19(e) demonstra a sobreposição dos sinais e a Figura 19(f) destaca de forma ampliada a intersecção dos sinais.

Utilizou-se o resultado observado na Figura 19(e) como entrada da RNA-Posição, cuja função é determinar a coordenada do impacto. Para isso, adotou-se a seguinte arquitetura para RNA: 80 neurônios na primeira camada, 20 neurônios na segunda camada e dois neurônios na camada de saída. Em todas as camadas, empregaram-se funções de transferência do tipo tangente hiperbólica. A RNA foi concebida no programa Matlab[®], versão 7.10 (2010). Os dados utilizados para treinar a RNA foram divididos de forma aleatória em três grupos: 49 (60,49 %) pontos de impactos para serem utilizados na etapa de treinamento, 16 (19,75 %) para validação e os outros 16 (19,75 %) para teste. Utilizou-se o mecanismo de treinamento *backpropagation* com Levenberg-Marquardt. O critério adotado para interromper o treinamento foi o monitoramento do poder de generalização da RNA, utilizando a técnica de validação cruzada.

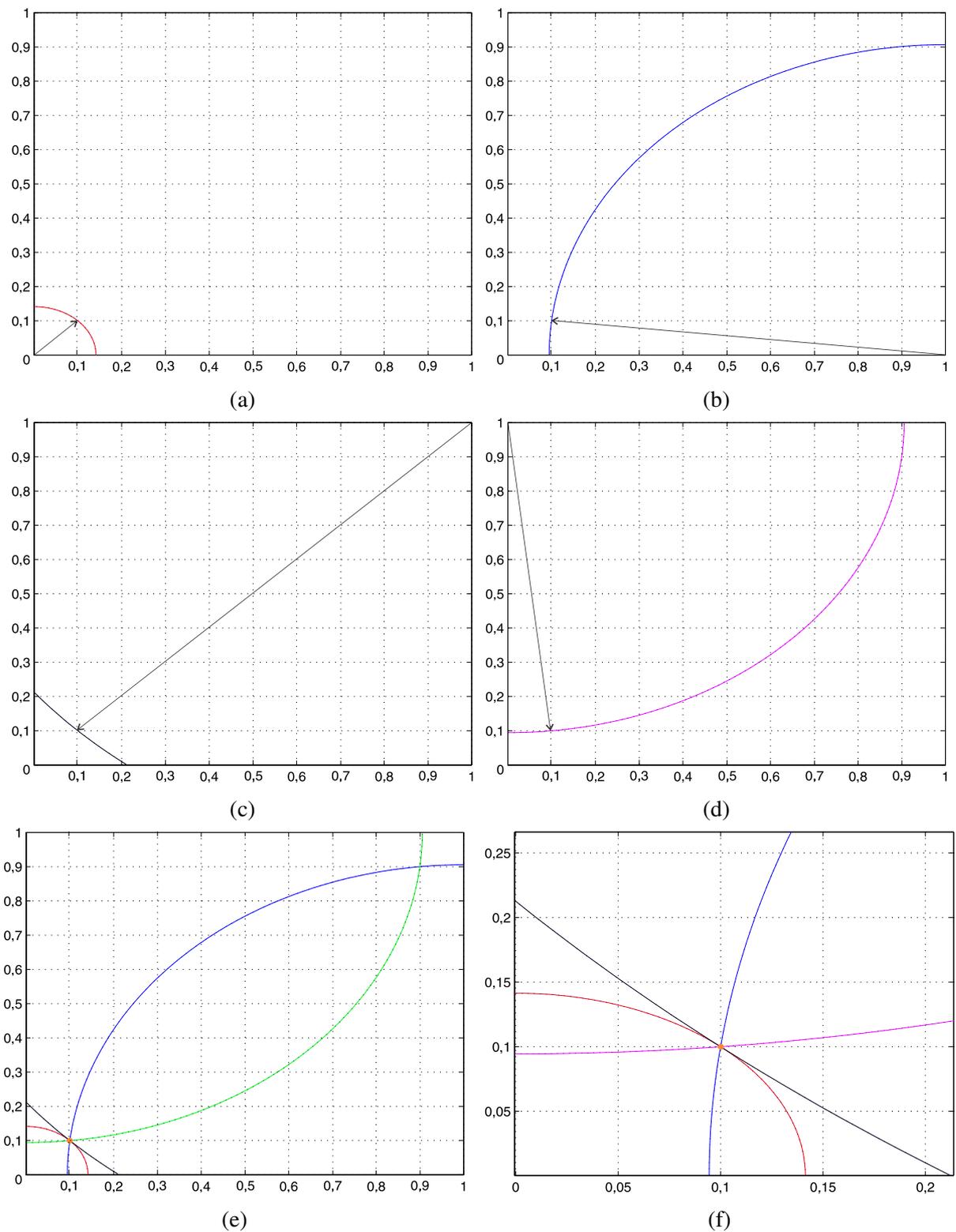


Figura 19: Diagrama de intensidades relativas às FBGs. Impacto produzido na coordenada $(0,1; 0,1)$ da estrutura de PMMA: (a) Intensidade relativa à FBG1; (b) Intensidade relativa à FBG2; (c) Intensidade relativa à FBG3; (d) Intensidade relativa à FBG4; (e) Sobreposição de todas intensidades (FBG1, FBG2, FBG3 e FBG4); (f) Ampliação da área de sobreposição de todas intensidades.

3.11 MÉTRICA DO ERRO

Para analisar as respostas dadas pelas RNAs, definiu-se como métrica de verificação do erro a distância euclidiana entre as coordenadas do ponto de impacto e a saída das RNAs. Além disso, calcularam-se, também individualmente, os erros referentes às posições x e y. Para facilitar a apresentação e a visualização dos dados, os valores de coordenadas dos pontos foram normalizados. A Figura 20 mostra graficamente a aplicação da métrica para o cálculo do erro referente à coordenada (0,3; 0,3).

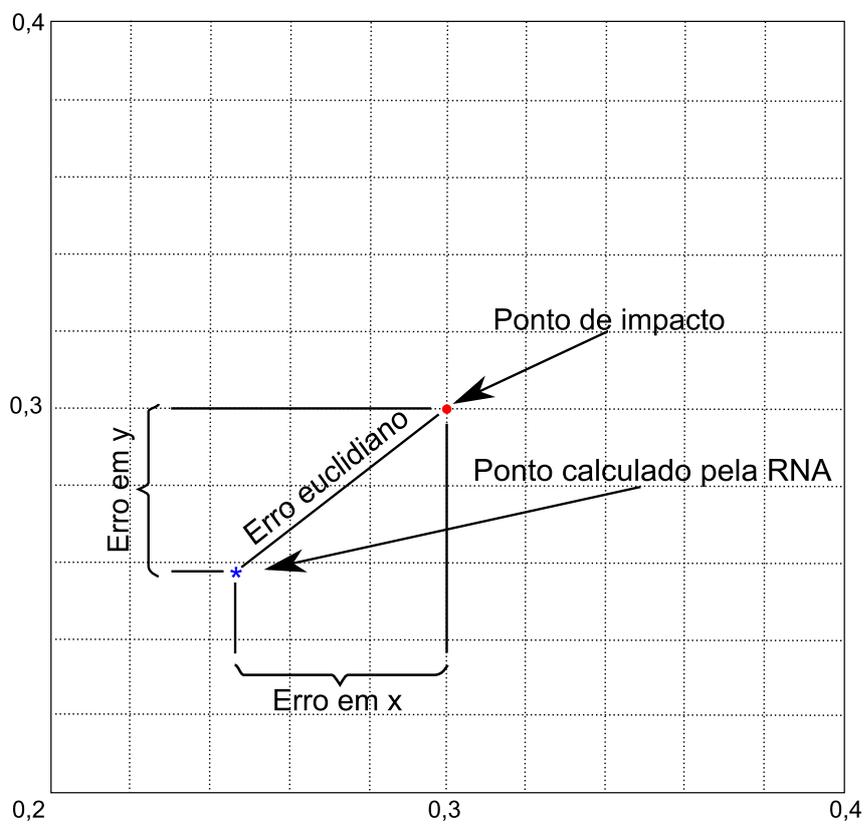


Figura 20: Método para o cálculo do erro referente à coordenada cartesiana (0,3; 0,3).

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 RESPOSTA DA FBG EM RELAÇÃO À DEFORMAÇÃO

Demonstram-se, por meio da Tabela 1, os valores obtidos durante o experimento de caracterização da FBG. Realizaram-se seis ciclos de deformações. Os ciclos ímpares foram medidos tensionando a fibra ótica e os pares, relaxando-a.

Tabela 1: Comprimento de onda de Bragg em função da deformação longitudinal de uma FBG

Deslocamento (mm)	Ciclo 1 λ (nm)	Ciclo 2 λ (nm)	Ciclo 3 λ (nm)	Ciclo 4 λ (nm)	Ciclo 5 λ (nm)	Ciclo 6 λ (nm)
0	1532,536	1532,532	1532,530	1532,537	1532,536	1532,536
0,01	1532,641	1532,598	1532,602	1532,605	1532,597	1532,600
0,02	1532,794	1532,731	1532,774	1532,735	1532,750	1532,738
0,03	1532,951	1532,879	1532,919	1532,873	1532,914	1532,879
0,04	1533,091	1533,010	1533,076	1533,028	1533,062	1533,026
0,05	1533,234	1533,154	1533,225	1533,168	1533,198	1533,175
0,06	1533,365	1533,306	1533,344	1533,309	1533,344	1533,311
0,07	1533,519	1533,441	1533,520	1533,449	1533,508	1533,455
0,08	1533,673	1533,591	1533,653	1533,588	1533,642	1533,595
0,09	1533,808	1533,748	1533,793	1533,727	1533,786	1533,734
0,1	1533,939	1533,888	1533,937	1533,882	1533,932	1533,884
0,11	1534,081	1534,028	1534,085	1534,019	1534,080	1534,032
0,12	1534,230	1534,179	1534,229	1534,170	1534,224	1534,176
0,13	1534,367	1534,323	1534,363	1534,326	1534,368	1534,323
0,14	1534,523	1534,484	1534,504	1534,504	1534,506	1534,492
0,15	1534,653	1534,648	1534,647	1534,638	1534,656	1534,655

Para cada passo de estiramento, calcularam-se os valores médios de comprimento de onda de Bragg e o respectivo desvio padrão da média. Em seguida, obteve-se o coeficiente angular do ajuste linear da reta em relação ao comprimento de onda médio e à deformação. Esse dado forneceu a sensibilidade inicial da FBG de $(1,21 \pm 0,008) \text{ pm}/\mu\epsilon$. Calcularam-se os dados da Tabela 2, utilizando-se o método descrito no item 3.2.

Após processamento dos dados, criou-se um gráfico com uma curva de resposta de calibração dos comprimentos de onda de Bragg em função do deslocamento relativo.

Tabela 2: Deslocamento relativo, valor médio do comprimento de onda de Bragg e incertezas

$\Delta L/L_{inicial}$ ($\mu\epsilon$)	Média λ_B (nm)	σ_m (nm)	σ_c (10^{-5} nm)	$\sigma_{c'}$ (10^{-8} nm)	σ (nm)
0,00	1532,535	0,00114	0,0000	0,0000	0,00114
119	1532,607	0,00677	5,2257	6,3230	0,00677
238	1532,753	0,01023	5,2257	6,3230	0,01023
356	1532,903	0,01258	5,2257	6,3231	0,01258
475	1533,049	0,01313	5,2257	6,3231	0,01313
594	1533,192	0,01315	5,2257	6,3231	0,01315
713	1533,330	0,01012	5,2257	6,3231	0,01012
831	1533,482	0,01523	5,2257	6,3231	0,01523
950	1533,624	0,01503	5,2257	6,3231	0,01503
1069	1533,766	0,01382	5,2257	6,3231	0,01382
1188	1533,910	0,01164	5,2257	6,3232	0,01164
1306	1534,054	0,01253	5,2258	6,3232	0,01253
1425	1534,201	0,01188	5,2258	6,3232	0,01188
1544	1534,345	0,00941	5,2258	6,3232	0,00941
1663	1534,502	0,00542	5,2258	6,3233	0,00542
1781	1534,649	0,00286	5,2259	6,3233	0,00286

Demonstram-se, pela Figura 21, as barras de erro relacionadas às incertezas finais associadas a cada um dos valores de comprimento de onda médio. Os valores de incerteza foram calculados pela equação 16.

Obtiveram-se os dados metrológicos associados ao processo em questão. A repetibilidade média foi extraída dos desvios padrões (σ_m). A resolução do sensor foi obtida por meio da divisão entre a resolução do interrogador e a sensibilidade final extraída do ajuste linear dos pontos experimentais, levando-se em conta as barras de erros. Obteve-se a linearidade do sensor por meio do maior valor residual em módulo da regressão linear e, por fim, a incerteza combinada foi estimada pela média das incertezas combinadas (σ). A tabela 3 exhibe os valores das principais características metrológicas das FBGs aplicadas ao monitoramento de impactos mecânicos em uma placa de PMMA.

Tabela 3: Principais características metrológicas das FBGs aplicadas ao monitoramento de impactos mecânicos

Características metrológicas	unidade ($\mu\epsilon$)	tipo
Repetibilidade média (n=6)	0,009	A
Resolução	0,430	B
Linearidade	6,400	B
Média das incertezas combinadas	0,010	

No que se refere à sensibilidade final, obteve-se, neste experimento, o valor de (1,18

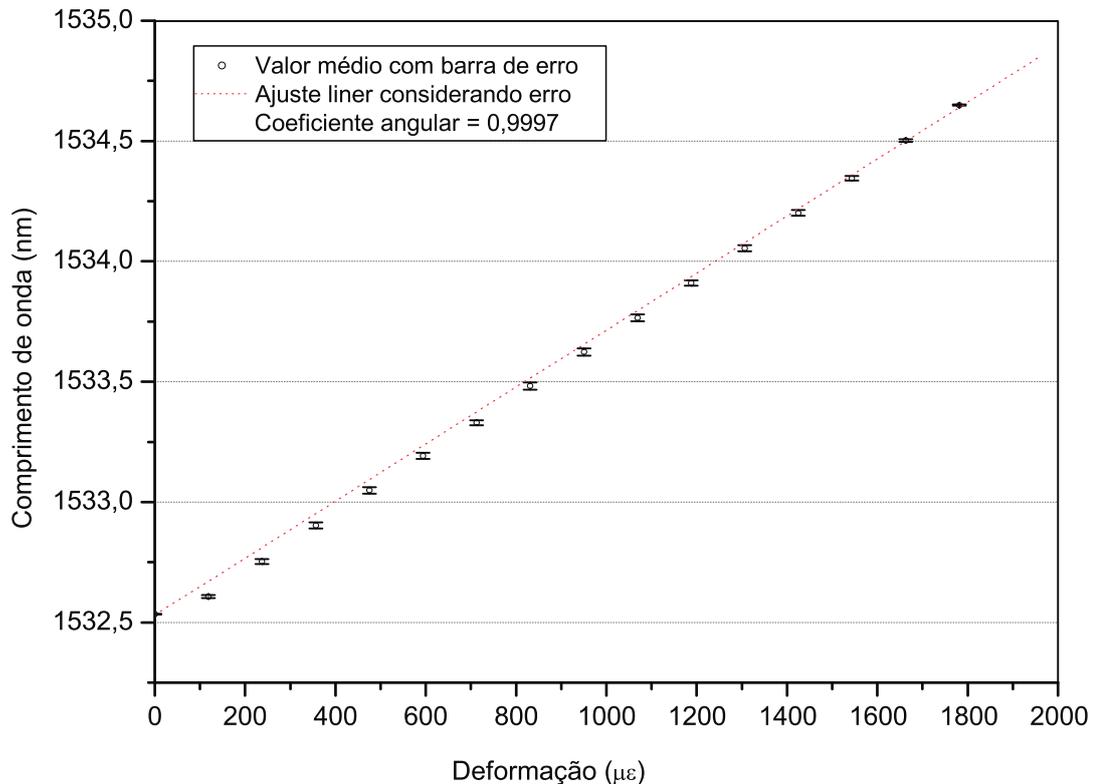


Figura 21: Curva de resposta e curva de calibração dos comprimentos de ondas de Bragg de uma FBG em função do deslocamento relativo.

$\pm 0,002$) $pm/\mu\epsilon$. Esse valor resultou do coeficiente angular do ajuste linear da reta em relação ao comprimento de onda médio e à deformação, considerando-se as barras de erros.

Observou-se que os erros associados aos equipamentos de medição são muito pequenos em relação ao desvio padrão da média. Dessa forma, o valor do erro final é aproximadamente o valor do desvio padrão da média.

4.2 CARACTERIZAÇÃO DAS VIBRAÇÕES MECÂNICAS NA PLACA DE PMMA

Nessa etapa, objetivou-se comparar as frequências induzidas na placa de PMMA por meio de impactos mecânicos (oscilações transitórias) com as frequências de ressonância dos segmentos de fibras óticas (FBGs) fixadas na estrutura. Os sinais foram adquiridos por meio de um transdutor piezoelétrico e um osciloscópio, conforme descreve a sessão 3.6.

O comportamento típico das vibrações medidas com o transdutor piezoelétrico é exibido na Figura 22, em que é possível observar uma magnitude inicial que, ao longo do

tempo, atenua-se, conforme característica de uma vibração transitória.

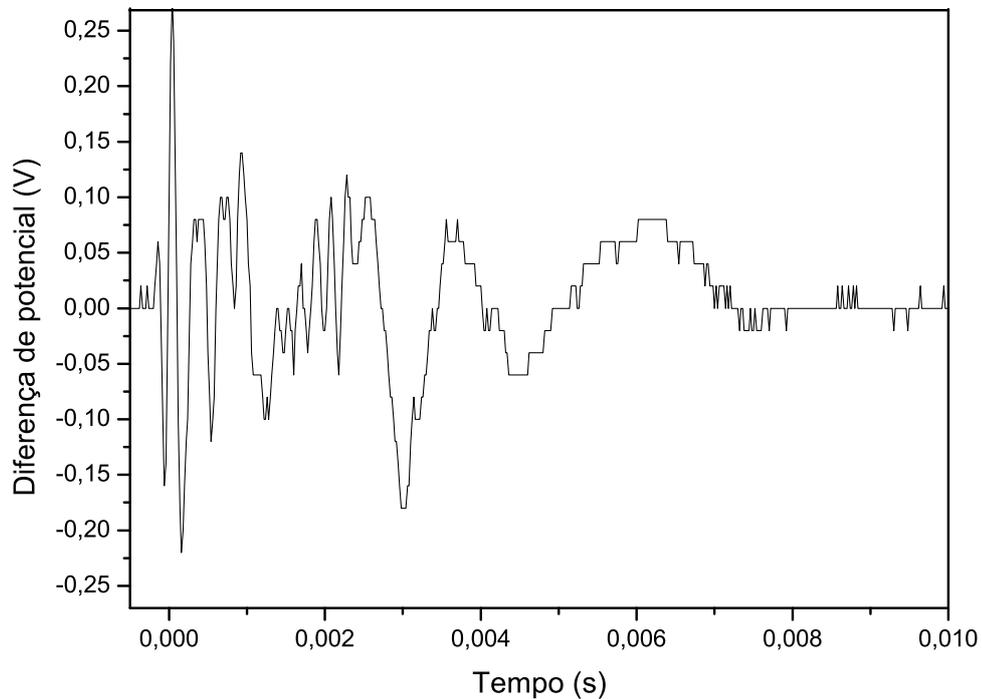


Figura 22: Sinal captado de um transdutor piezoelétrico de um impacto na placa de PMMA na coordenada (0,6; 0,4).

Utilizou-se o *software* Origin[®] para extrair o espectro de frequências. Tal *software* disponibiliza uma função para a execução do método de transformada rápida de Fourier. A Figura 23 demonstra o espectro resultando desse processamento.

Observa-se na Figura 23, que a frequência de 3,64 Hz possui a maior amplitude e que as frequências subsequentes não são múltiplas da fundamental, confirmando a característica de um sinal gerado por uma vibração transitória.

Estimaram-se as frequências de ressonâncias das FGBs utilizando-se a equação 17. As distâncias (l) entre os pontos de fixação dos transdutores medidos foram: FBG1 com 1,5 cm; FBG2 1,9 cm; FBG3 1,8 cm e FBG4 2 cm. A massa específica (μ) foi calculada dividindo-se a massa (0,0560g) pelo comprimento da fibra medida (20 cm), resultando em $\mu = 0,00002825$ Kg/m. A tabela 4 lista as frequências ressonantes de cada transdutor.

Verificou-se, nessa fase do trabalho, que as frequências entre 3,6 e 3,7 Hz transmitem a maior quantidade de energia. Contudo, o arranjo experimental (distância de fixação e pressão de estiramento) não foram configurados para ressoar na frequência fundamental (3,64 Hz). Ainda assim, o sistema foi capaz de produzir um sinal óptico suficiente para captar o sinal da vibração,

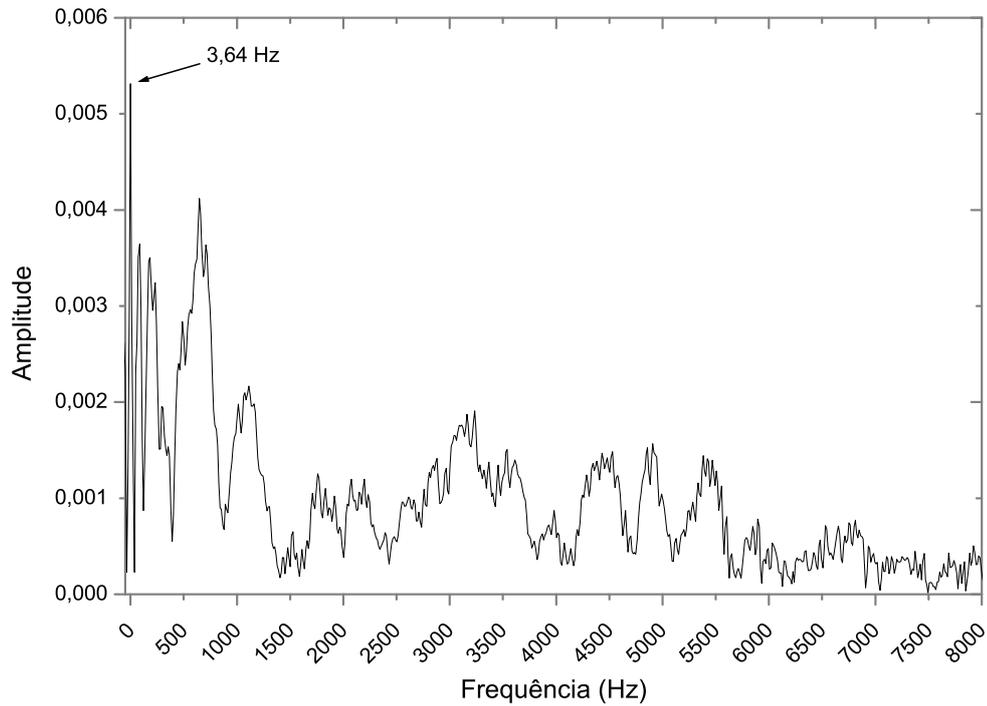


Figura 23: Espectro de frequências do sinal amostrado de um transdutor piezoelétrico em um impacto na placa de PMMA na coordenada (0,6; 0,4).

Tabela 4: Frequências de ressonância (cordas vibrantes) calculadas para os segmentos de fibras óticas (FBGs) fixadas na placa de PMMA.

	FBG1	FBG2	FBG3	FBG4
Frequência n=1 (Hz)	0,44	0,56	0,53	0,59
Frequência n=2 (Hz)	0,88	1,12	1,06	1,18
Frequência n=3 (Hz)	1,32	1,68	1,59	1,77
Frequência n=4 (Hz)	1,77	2,24	2,12	2,35
Frequência n=5 (Hz)	2,21	2,79	2,65	2,94
Frequência n=6 (Hz)	2,65	3,35	3,18	3,53
Frequência n=7 (Hz)	3,09	3,91	3,71	4,12
Frequência n=8 (Hz)	3,53	4,47	4,24	4,71
Frequência n=9 (Hz)	3,97	5,03	4,77	5,3
Frequência n=10 (Hz)	4,41	5,59	5,3	5,88

mesmo com a transferência de energia em menor escala (ordens de (n) entre 6 e 9). Deve-se a isso ao fato de as FBGs possuírem uma excelente sensibilidade à deformação longitudinal.

4.3 CARACTERÍSTICAS DOS DADOS

Os sinais típicos captados pelas quatro FBGs que correspondem às posições, em comprimento de onda, dos picos de ressonância das redes em função do tempo, quando um impacto foi produzido na posição central da placa, durante o ensaio experimental A, são exibidos pela Figura 24.

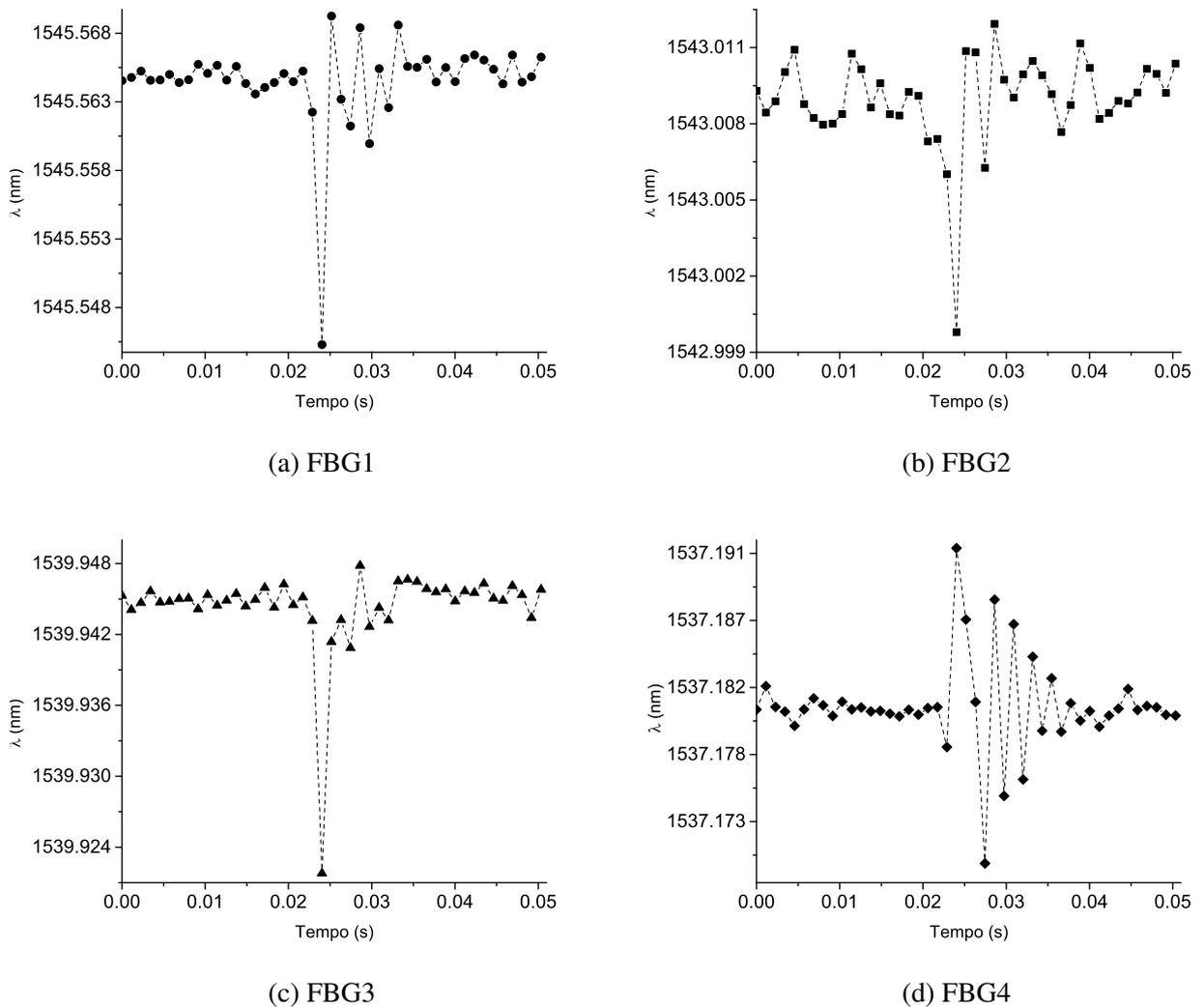


Figura 24: Sinais detectados pelas FBGs para um impacto mecânico produzido na posição central da placa de PMMA.

A Figura 25(a) demonstra os 21 pontos amostrados da FBG2 depois de processada pelo algoritmo de seleção da região de interesse do sinal. A Figura 25(b) representa a diferença entre o valor médio do sinal (1543,00 nm) e os valores de comprimento de onda amostrados. Esse procedimento foi realizado para deslocar o eixo y de maneira que o centro seja zero. A partir desse ponto, aplica-se a Equação 18 para obter a energia do sinal. Repete-se esse procedimento

para cada sinal captado proveniente de cada impacto produzido na placa de PMMA.

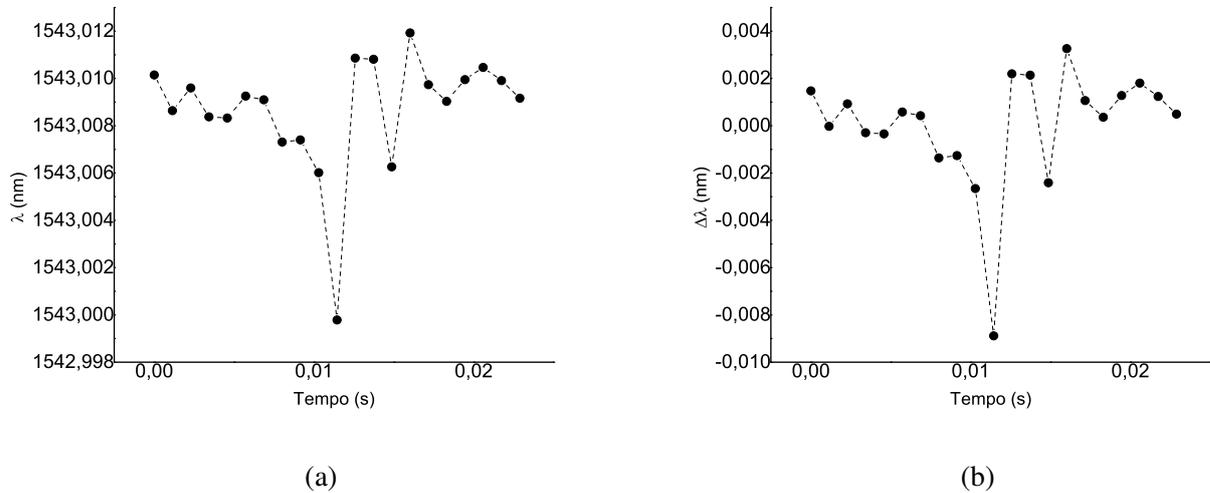


Figura 25: Demonstração da seleção dos dados do sinal, referente à FBG 2 para um impacto produzido na posição central da placa de PMMA: (a) 10 pontos anteriores ao pico e 10 posteriores; (b) Deslocamento de $\Delta\lambda$ em relação a média do sinal

Uma vez que todos os sinais de energia foram calculados, normalizaram-se os valores conforme a Equação 21. A Tabela 5 demonstra os valores das médias de energia de cada impacto por FBG, normalizados entre 0 e 1 por FBG.

Tabela 5: Valores das médias de energia de cada impacto por FBG, normalizados entre 0 e 1 por FBG. Dados coletados no ensaio experimental A

FBG 1	FBG 2	FBG 3	FBG 4	x	y
1,000	0,310	0,045	0,092	0,1	0,1
0,614	0,000	0,060	0,081	0,2	0,2
0,513	0,111	0,066	0,108	0,3	0,3
0,307	0,122	0,077	0,071	0,4	0,4
0,217	0,227	0,098	0,077	0,5	0,5
0,062	0,102	0,178	0,038	0,6	0,6
0,041	0,113	0,410	0,053	0,7	0,7
0,128	0,341	0,427	0,046	0,8	0,8
0,056	0,486	1,000	0,087	0,9	0,9
0,095	0,056	0,020	1,000	0,1	0,9
0,193	0,120	0,036	0,271	0,2	0,8
0,243	0,079	0,038	0,191	0,3	0,7
0,179	0,064	0,015	0,103	0,4	0,6
0,048	0,179	0,000	0,001	0,6	0,4
0,000	0,202	0,001	0,000	0,7	0,3
0,063	0,803	0,053	0,029	0,8	0,2
0,023	1,000	0,025	0,014	0,9	0,1

Verificou-se, inicialmente, que a média das informações de energia dos sinais produzidos por impactos mecânicos e detectadas pelas FBGs poderia ser interpretada como uma intensidade relativa à FBG. A Figura 26 demonstra a disposição dos valores de energia dos impactos mecânicos produzidos no ensaio experimental A.

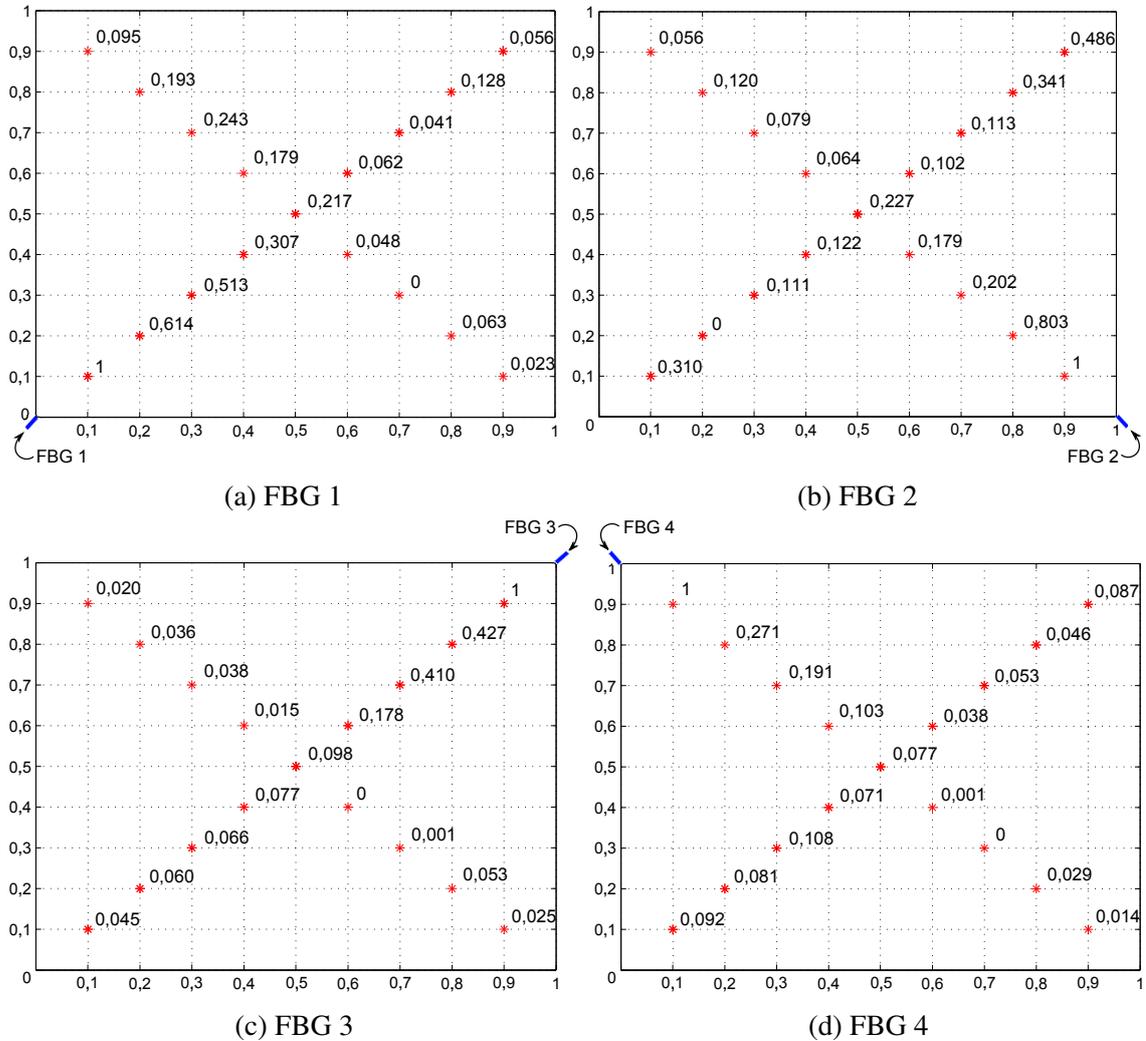


Figura 26: Diagrama das disposições dos valores de energia dos impactos mecânicos produzidos no ensaio experimental A, normalizados em relação a cada FBG

Constatou-se também que a intensidade variava conforme a distância do impacto em relação à FBG. Com base nisso, jugou-se viável a utilização da energia do sinal como informação relativa a distância entre o impacto e a FBG.

Ainda nessa fase do experimento, observou-se também, que a repetibilidade típica do sinal obtido com impactos produzidos na posição central da placa (ensaio experimental A), representada pelo histograma da Figura 27, tende a convergir para uma distribuição normal. O desvio padrão encontrado foi de $26,9 fm^2s$ e a média de $71,4 fm^2s$.

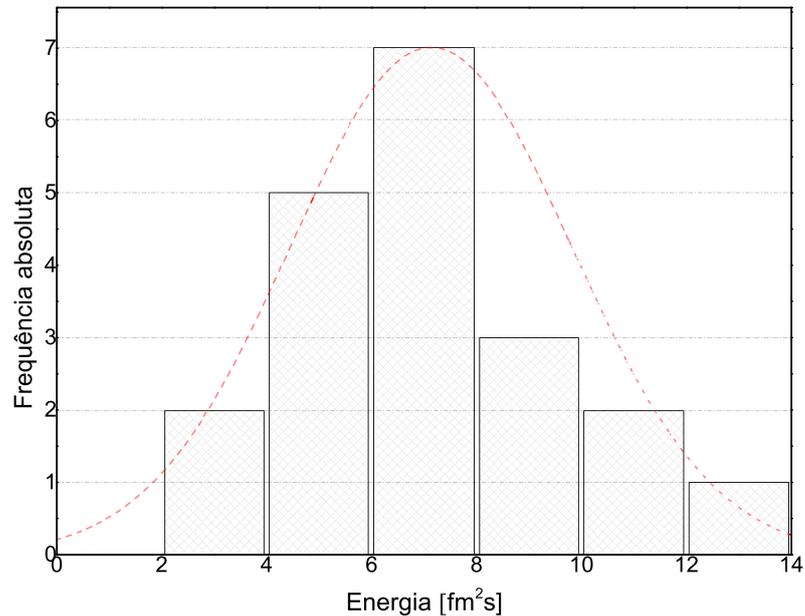


Figura 27: Histograma construído com base nas respostas fornecidas pela FBG 2 após aplicação de 20 impactos na posição central da placa

O coeficiente de variação encontrado (37,67%) demonstra a medida de dispersão relativa (percentual do desvio padrão em relação à média). O coeficiente de dispersão expressa o desvio padrão como uma percentagem do que está sendo medido em relação à média (FREUND, 2006). Um desvio padrão baixo indica que os dados tendem a estar próximos da média, ao passo que um desvio padrão alto indica que os dados estão espalhados por uma gama maior de valores.

O gráfico apresentado no Apêndice A, demonstra a dispersão do conjunto dos dados (ensaio experimental B), destacando a variabilidade que os dados apresentam entre si.

A grande dispersão da distribuição se deve à baixa taxa de amostragem utilizada na coleta das informações e, principalmente, ao mecanismo de gatilho. O equipamento de interrogação foi configurado para operar a 874 Hz. O gatilho que iniciou a coleta dos dados não foi sincronizado com o gatilho que acionou os impactos, sendo ambos acionados manualmente e em tempos diferentes. O comportamento de distribuição Gaussiana também foi verificado para os demais sensores e para as demais coordenadas da placa.

4.4 RESULTADOS DA RNA1 - PRIMEIRA FASE

Utilizando-se do arranjo descrito na sessão 3.10.1, executou-se o algoritmo de treinamento, que ocorreu ao longo de 2.253 épocas. Finalizado o processo de aprendizado da RNA, inseriram-se os dados de testes para avaliar o desempenho do sistema. As Figuras 28, 30 e 32 exibem os erros em relação aos eixos x e y do plano cartesiano, e o erros euclidianos, recorrentes da fase de treinamento, validação e teste. As Figuras 29, 31 e 33 exibem as disposições dos pontos fornecidos pela RNA em relação aos posicionamentos alvos. Os dados utilizados para a construção das Figuras dessa sessão estão disponíveis no Apêndice B.

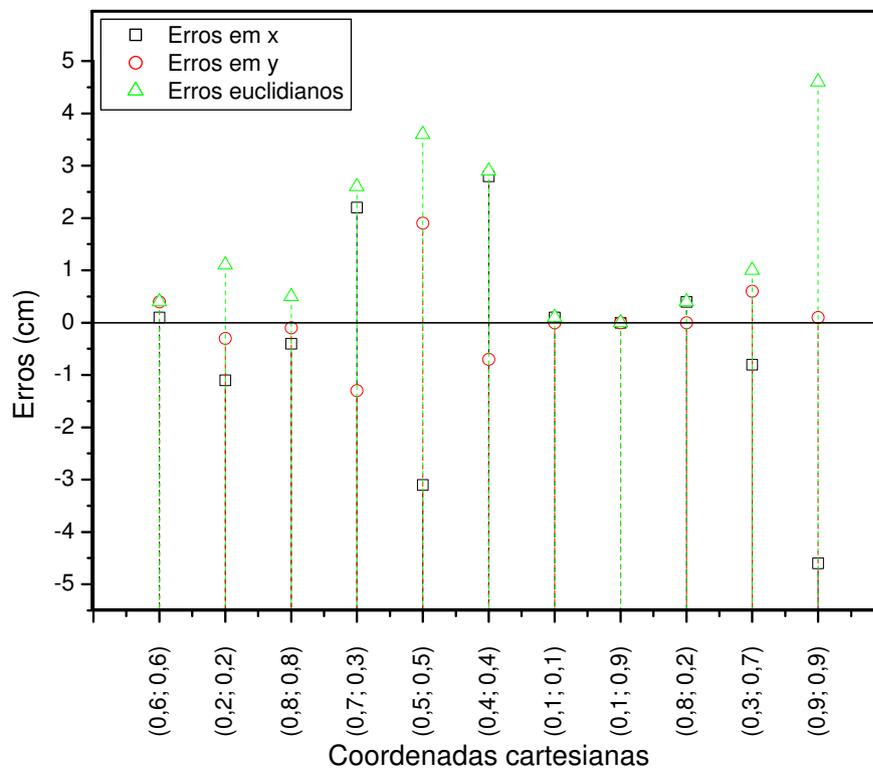


Figura 28: Erros retornados pela RNA1 primeira fase - etapa de treinamento.

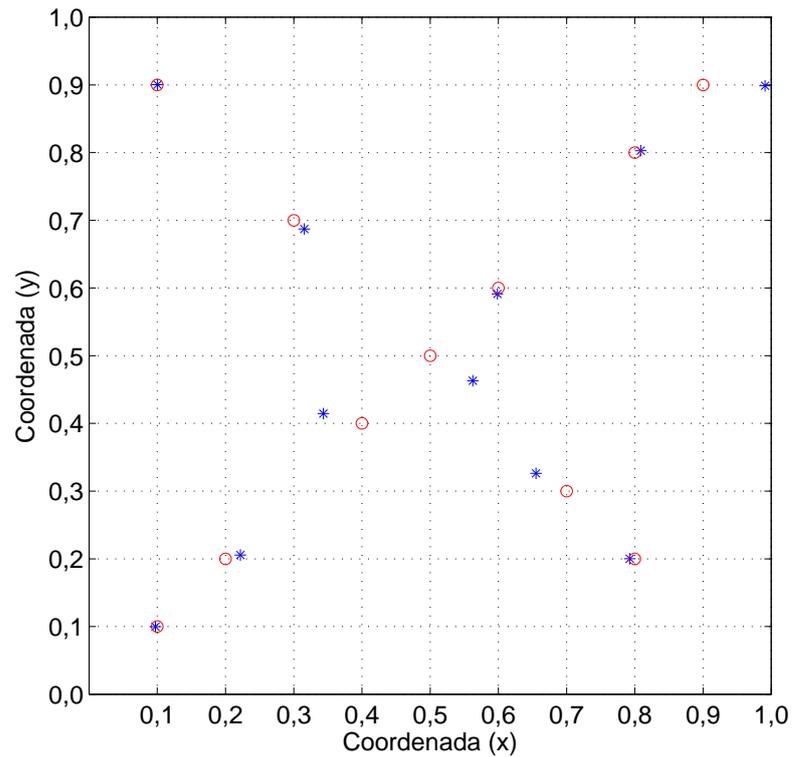


Figura 29: Posições retornadas pela RNA1 primeira fase (treinamento). Valores-alvo representados por círculos vermelhos e respostas fornecidas pela RNA, por asteriscos azuis.

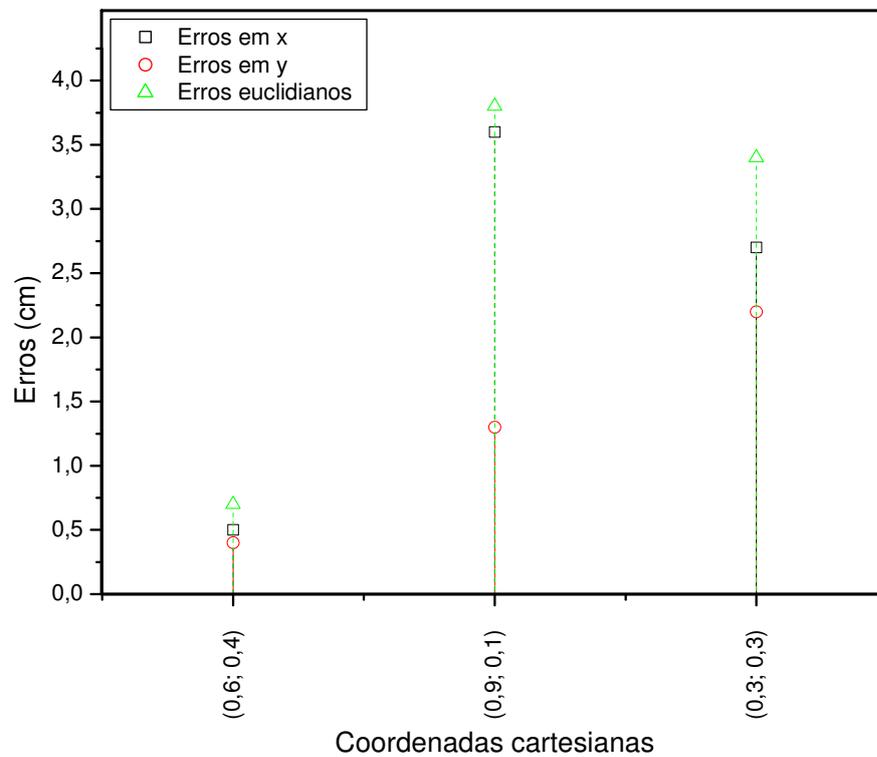


Figura 30: Erros retornados pela RNA1 primeira fase - etapa de validação.

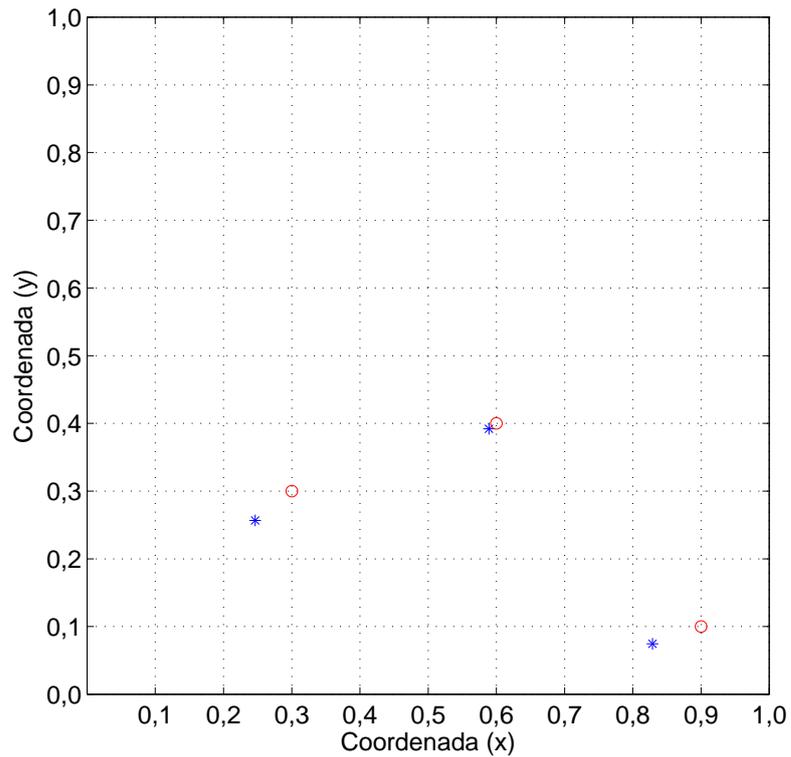


Figura 31: Posições retornadas pela RNA1 primeira fase (validação). Valores-alvo representados por círculos vermelhos e respostas fornecidas pela RNA, por asteriscos azuis.

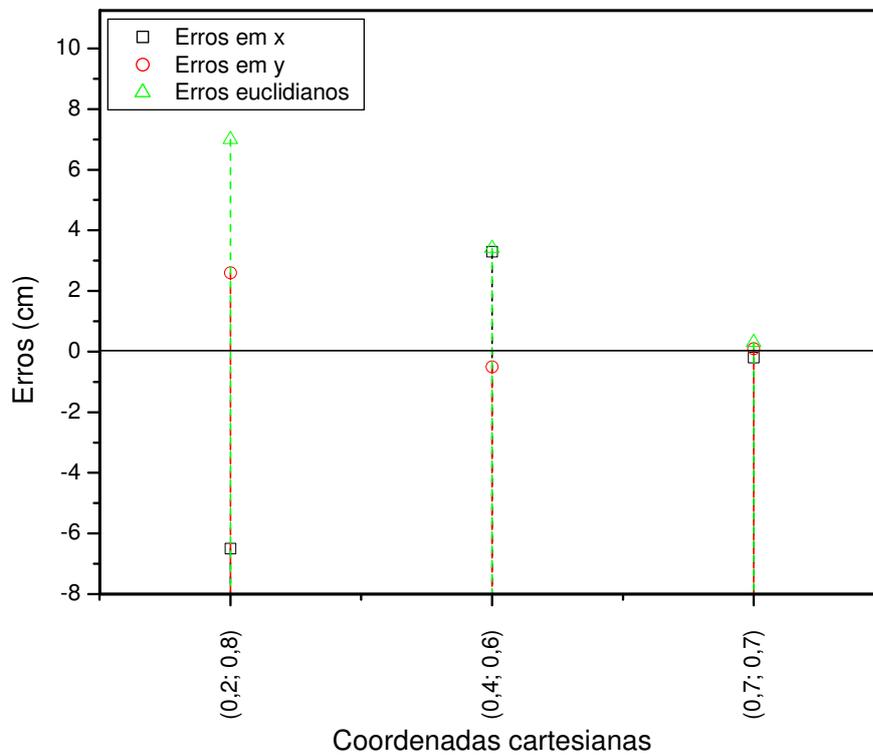


Figura 32: Erros retornados pela RNA1 primeira fase - etapa de teste.

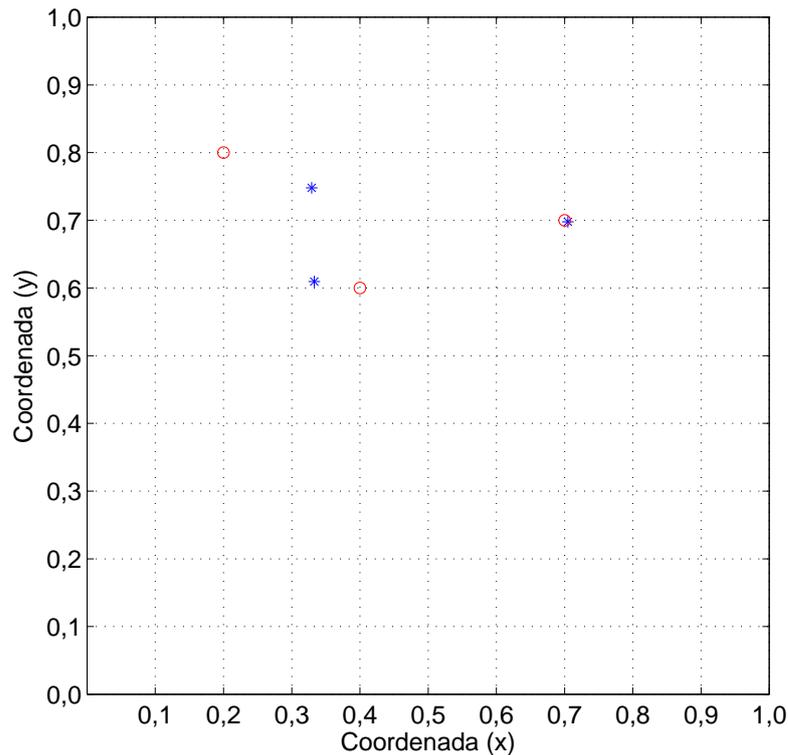


Figura 33: Posições retornadas pela RNA1 primeira fase (teste). Valores-alvo representados por círculos vermelhos e respostas fornecidas pela RNA, por asteriscos azuis.

A partir dos resultados obtidos da RNA em relação aos valores alvos, calcularam-se os erros médios quadráticos das coordenadas x e y , o erro euclidiano, a média, o desvio padrão e os valores máximos e mínimos em módulo. Esses valores são classificados em relação as etapas de treinamento, validação e teste. Exibi-se na na Tabela 6 os resultados calculados.

Tabela 6: Resultados estatístico do desempenho da RNA1 - primeira fase. Etapas de treinamento, validação e teste.

Fases	Referência	EMQ	Média	desvio	Máximo	Mínimo
Treinamento	eixo x	2,6	1,4	1,5	4,6	0,0
	eixo y	1,1	0,5	0,6	1,9	0,0
	distância euclidiana	2,8	1,4	1,5	4,6	0,0
Validação	x	2,6	2,3	1,6	3,6	0,5
	y	1,5	1,3	0,9	2,2	0,4
	distância euclidiana	2,9	2,6	1,7	3,8	0,7
Teste	x	4,2	3,3	3,2	6,5	0,2
	y	2,6	1,1	1,3	2,6	0,1
	distância euclidiana	4,6	3,6	3,4	7,0	0,3

Com base nos resultados obtidos nessa fase da pesquisa (RNA1 - primeira fase treinada com os dados do ensaio experimental A (17 pontos de impactos)), pode-se afirmar que a RNA possui boa capacidade de generalização e que, apesar da baixa repetibilidade das medições, os valores médios de energia calculados a partir dos sinais disponibilizados pelas FBGs podem ser utilizados como parâmetros para identificar a posição da ocorrência de impactos mecânicos. Portanto, o resultado desse sistema foi considerado satisfatório, demonstrando ser viável continuação da modelagem, tomando como referência, entre a distância do ponto de impacto e a FBG o dado de energia do sinal.

4.5 RESULTADOS DA RNA1 - SEGUNDA FASE

Com base nos resultados satisfatórios obtidos anteriormente, modelou-se a RNA1 para ser treinada com os dados do ensaio experimental B. Objetivou-se verificar o desempenho do sistema no monitoramento dos 81 pontos pré-selecionados da superfície da placa de PMMA. Nessa fase, o algoritmo foi modelado conforme descrito na sessão 3.10.1.1. Executou-se o sistema até que se completou 786 épocas de treinamento. Finalizado o processo de aprendizado da RNA, inseriram-se os dados de testes a fim de avaliar o desempenho do sistema. As Figuras 34, 36 e 38 exibem os erros em relação aos eixos x e y do plano cartesiano, e o erros euclidianos, recorrentes da fase de treinamento, validação e teste. As Figuras 35, 37 e 39 exibem a disposição dos pontos retornados pela RNA em relação aos valores alvos. Os dados utilizados para a construção das Figuras desta sessão podem ser visualizado no Apêndice B.

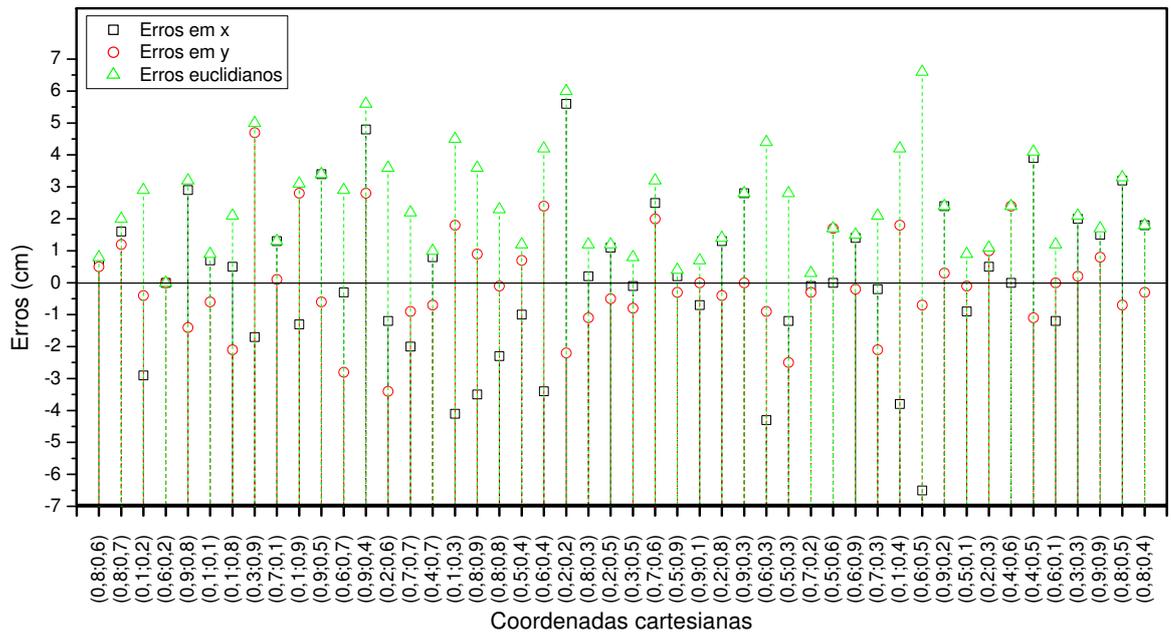


Figura 34: Erros retornados pela RNA1 segunda fase - etapa de treinamento.

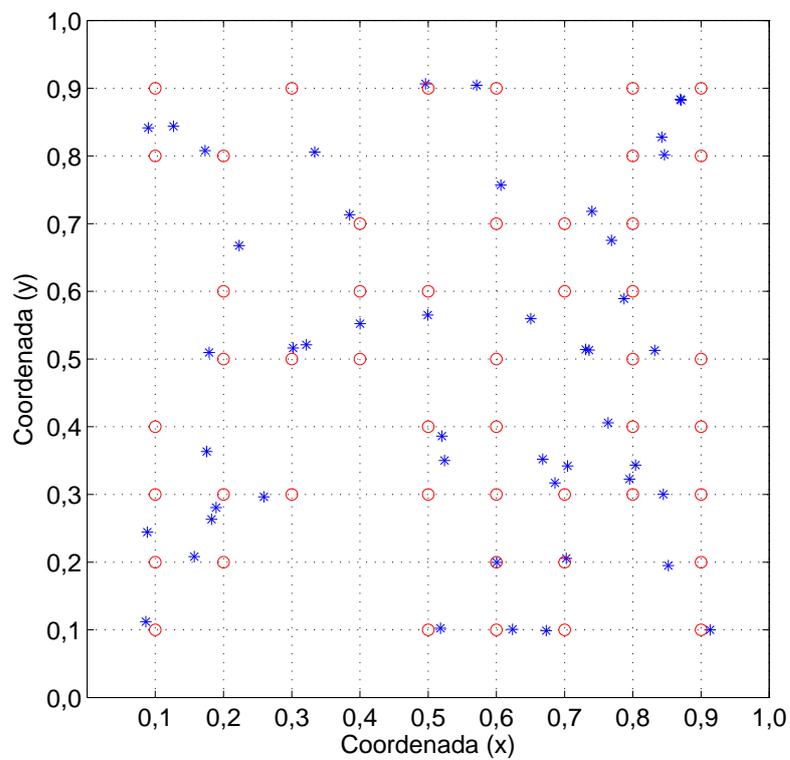


Figura 35: Posições retornadas pela RNA1 segunda fase (treinamento). Valores-alvo representados por círculos vermelhos e respostas fornecidas pela RNA, por asteriscos azuis.

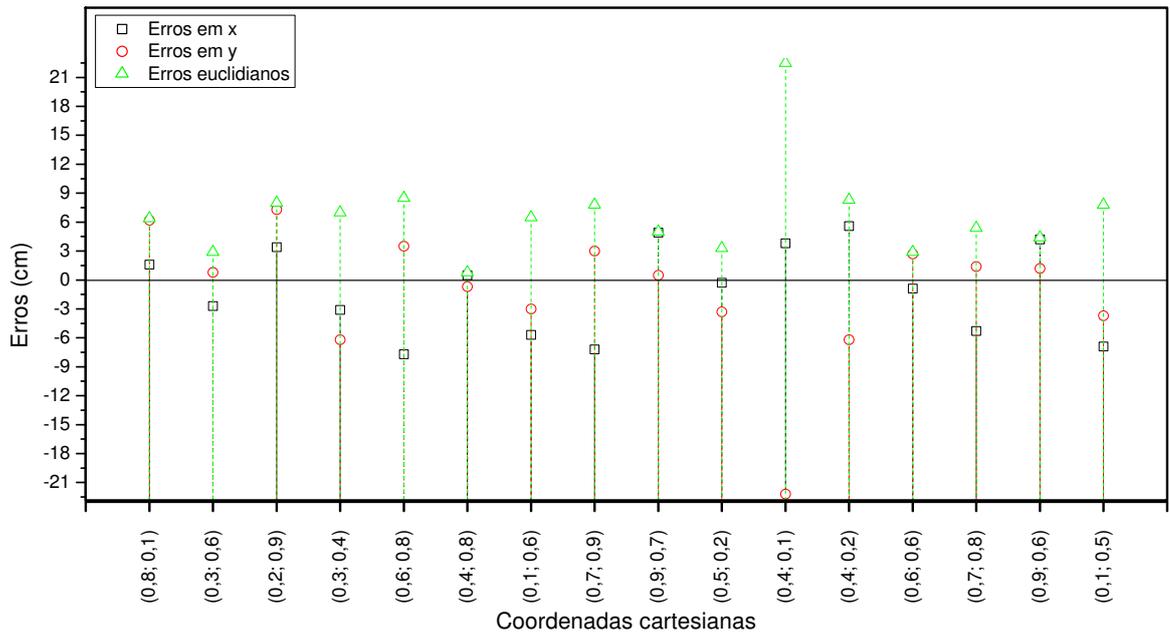


Figura 36: Erros retornados pela RNA1 segunda fase - etapa de validação.

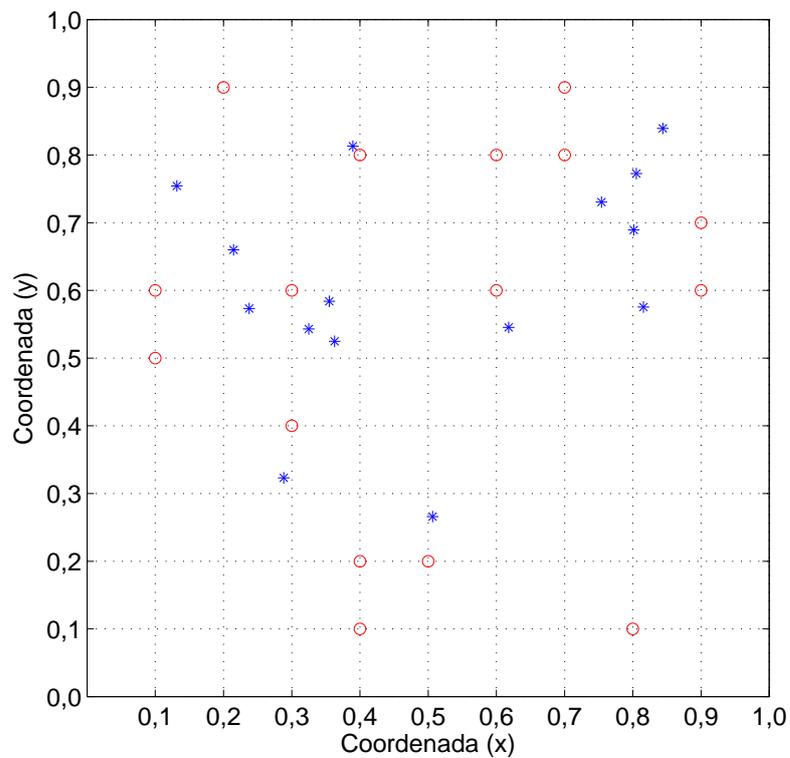


Figura 37: Posições retornadas pela RNA1 segunda fase (validação). Valores-alvo representados por círculos vermelhos e respostas fornecidas pela RNA, por asteriscos azuis.

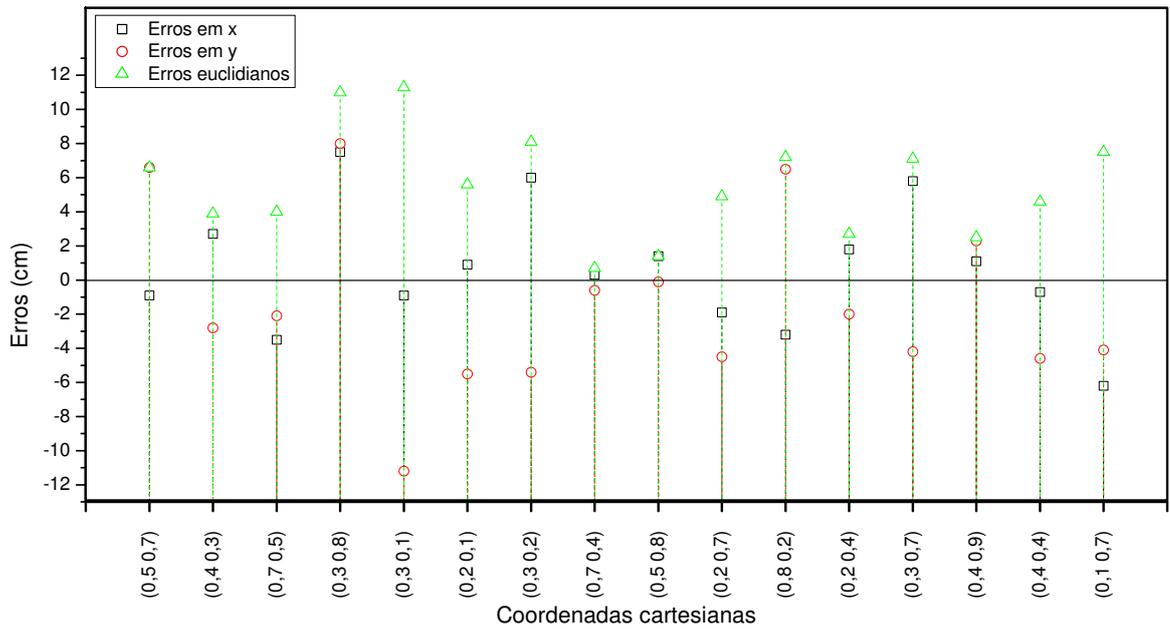


Figura 38: Erros retornados pela RNA1 segunda fase - etapa de teste.

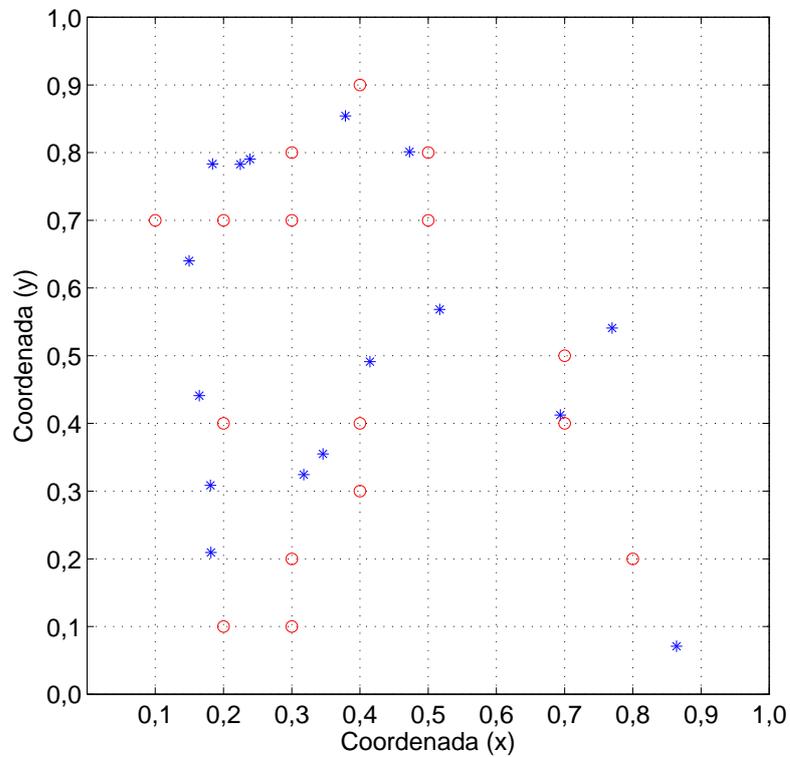


Figura 39: Posições retornadas pela RNA1 segunda fase (teste). Valores-alvo representados por círculos vermelhos e respostas fornecidas pela RNA, por asteriscos azuis.

Após relacionar os resultados obtidos por meio da RNA, calcularam-se: os erros

médios quadráticos das coordenadas x e y , o erro euclidiano, a média, o desvio padrão e os valores máximos e mínimos em módulo. Os valores relacionados a esses itens para as etapas de treinamento, validação e teste são exibidos na Tabela 7.

Tabela 7: Resultados estatístico do desempenho da RNA1 - segunda fase. Etapas de treinamento, validação e teste.

Fases	Referência	EMQ	Média	desvio	Máximo	Mínimo
Treinamento	eixo x	2,4	1,9	1,6	6,5	0,0
	eixo y	1,6	1,2	1,1	4,7	0,0
	distância euclidiana	2,9	2,5	1,6	6,6	0,0
Validação	x	4,6	4,0	2,4	7,7	0,3
	y	6,7	4,5	5,2	22,2	0,5
	distância euclidiana	8,2	6,7	4,8	22,5	0,8
Teste	x	3,6	2,8	2,3	7,5	0,3
	y	5,2	4,4	2,8	11,2	0,1
	distância euclidiana	6,3	5,6	3,1	11,3	0,7

Nessa fase, monitoraram-se 81 pontos. Os resultados obtidos aqui, demonstraram uma redução no desempenho da RNA, em relação à fase anterior descrita pela sessão 4.4 (treinada com apenas 17 pontos de impactos - ensaio experimental A). Como referencia, verificou-se que o valor do erro médio quadrático da fase de teste em relação a distância euclidiana, aumentou em aproximadamente 37 % em relação a RNA1 primeira fase.

Atribuiu-se a essa piora, à forma de normalização dos dados, que provocou um deslocamento da relação de intensidade relacionada à energia do sinal entre as FBGs por impacto. A Figura 40 ilustra um exemplo de como isso ocorre. Essa modificação influenciou negativamente o desempenho da RNA. Esse efeito obteve maior influencia nessa fase, por causa do maior número de pontos monitorados.

		Valores de energia				Normalização por linha				Normalização por coluna			
x	y	FBG 1	FBG 2	FBG 3	FBG 4	FBG 1	FBG 2	FBG 3	FBG 4	FBG 1	FBG 2	FBG 3	FBG 4
0,1	0,1	0,239	0,131	0,056	0,057	1,00	0,41	0,00	0,01	0,65	0,00	0,66	0,00
0,1	0,2	0,299	0,224	0,051	0,088	1,00	0,70	0,00	0,15	0,89	0,17	0,51	0,28
0,1	0,3	0,293	0,271	0,049	0,109	1,00	0,91	0,00	0,25	0,87	0,25	0,43	0,48
0,1	0,4	0,243	0,394	0,040	0,144	0,57	1,00	0,00	0,29	0,66	0,47	0,18	0,80
0,1	0,5	0,211	0,548	0,034	0,166	0,34	1,00	0,00	0,26	0,54	0,74	0,00	1,00
0,1	0,6	0,123	0,505	0,044	0,156	0,17	1,00	0,00	0,24	0,18	0,67	0,29	0,91
0,1	0,7	0,105	0,545	0,056	0,099	0,10	1,00	0,00	0,09	0,10	0,74	0,66	0,38
0,1	0,8	0,101	0,692	0,064	0,110	0,06	1,00	0,00	0,07	0,09	1,00	0,88	0,49
0,1	0,9	0,079	0,636	0,066	0,143	0,02	1,00	0,00	0,13	0,00	0,90	0,95	0,79
0,2	0,1	0,216	0,183	0,058	0,097	1,00	0,79	0,00	0,25	0,55	0,09	0,69	0,36
0,2	0,2	0,326	0,309	0,068	0,089	1,00	0,93	0,00	0,08	1,00	0,32	1,00	0,29
0,2	0,3	0,286	0,280	0,067	0,110	1,00	0,97	0,00	0,20	0,84	0,27	0,96	0,49

Figura 40: Demonstração do deslocamento entre os valores normalizados em relação as médias de energias das FBGs

4.6 RESULTADOS DA RNA MODELAGEM B - TREINAMENTO COM DADOS DO ENSAIO EXPERIMENTAL B

Nessa etapa da pesquisa, os algoritmos de treinamentos relacionados as FBGs convergiram em 319, 458, 367 e 103 épocas para as RNA-FBG1, RNA-FBG2, RNA-FBG3 e RNA-FBG4, respectivamente. Os treinamentos foram realizados separadamente, ou seja, um por vez.

Uma vez que, as quatro RNAs (RNA-FBG1, RNA-FBG2, RNA-FBG3 e RNA-FBG4) estavam treinadas, inseriram-se os dados dos impactos e suas respectivas posições em cada um dos sistemas. Suas saídas foram registradas e utilizadas para realizar o treinamento da RNA Posição, que ocorreu ao longo de 10 épocas.

Finalizado esse processo, inseriram-se os dados de testes a fim de avaliar o desempenho do sistema. As Figuras 41, 43 e 45 exibem os erros em relação aos eixos x e y do plano cartesiano, e o erros euclidianos, recorrentes da fase de treinamento, validação e teste. As Figuras 42, 44 e 46 exibem a disposição dos pontos retornados pela RNA em relação aos valores alvos. Os dados utilizados para a construção das Figuras desta sessão estão tabeladas no Apêndice B.

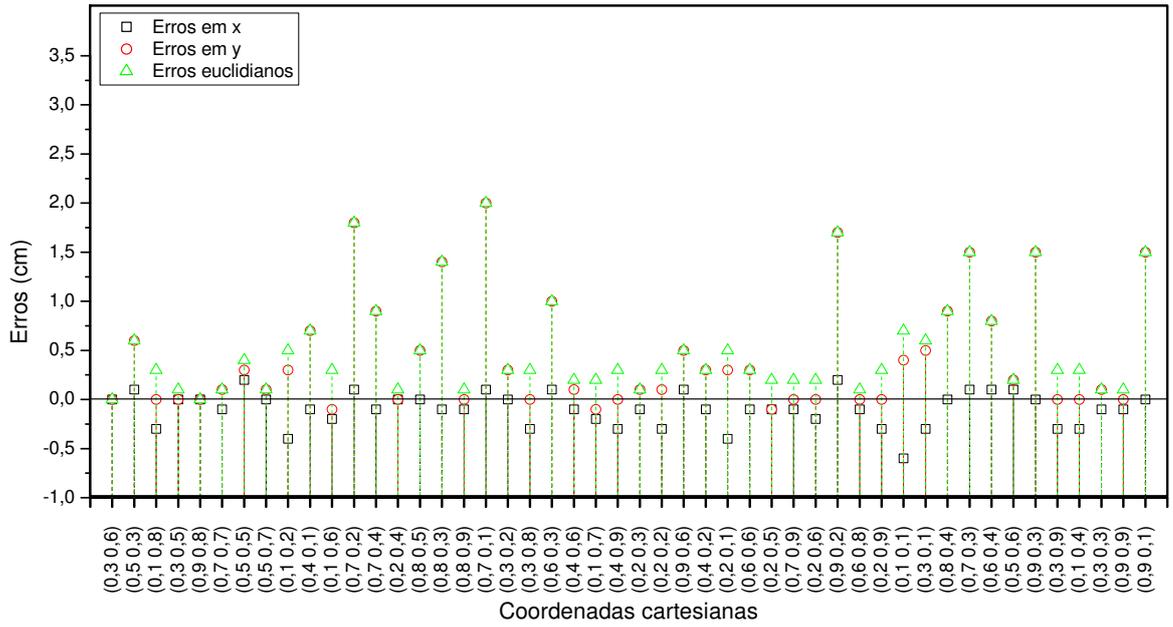


Figura 41: Erros retornados pela RNA2 - etapa de treinamento.

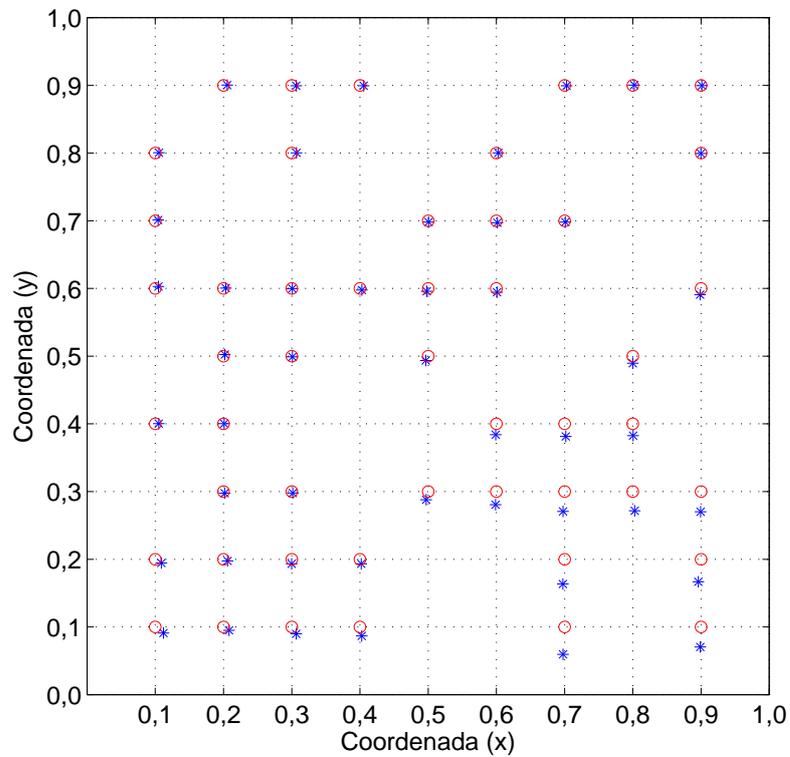


Figura 42: Posições retornadas pela RNA2 (treinamento). Valores-alvo representados por círculos vermelhos e respostas fornecidas pela RNA, por asteriscos azuis.

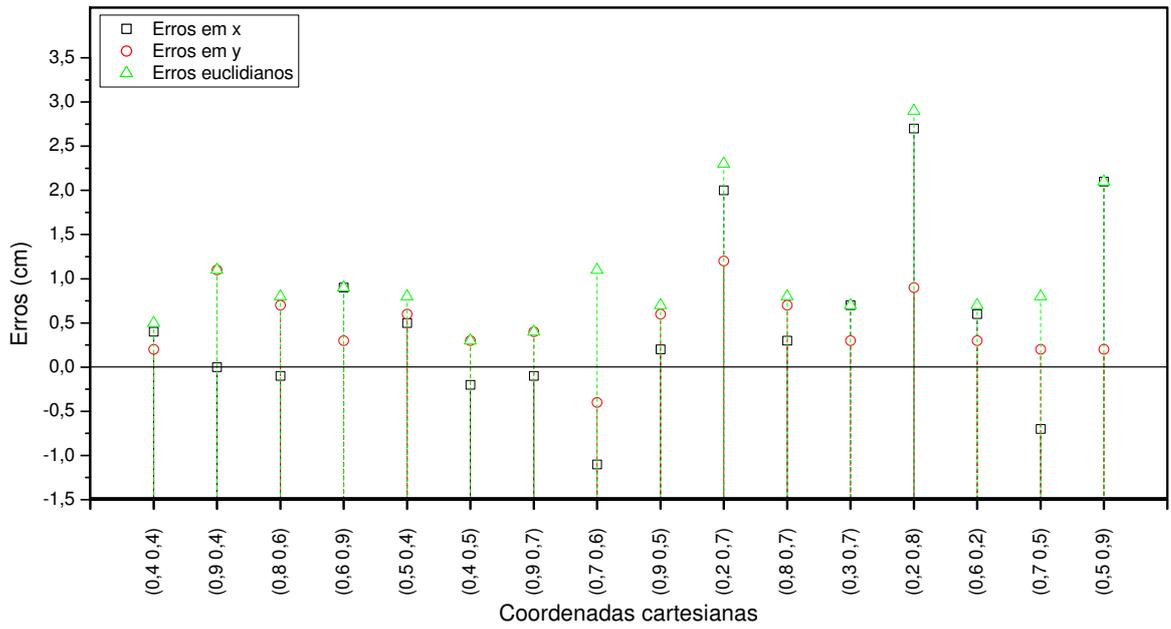


Figura 43: Erros retornados pela RNA2 - etapa de validação.

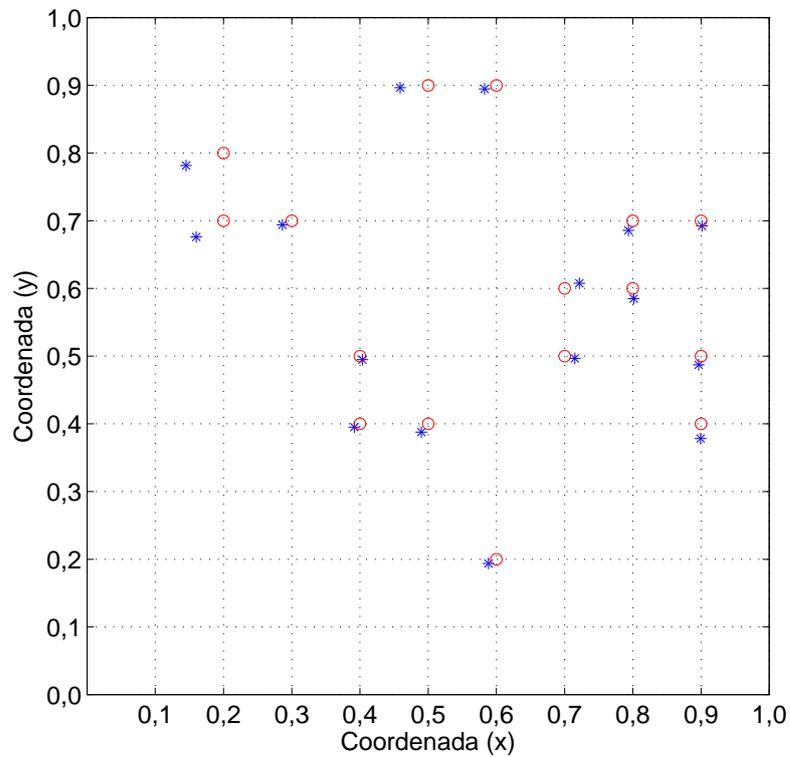


Figura 44: Posições retornadas pela RNA2 (validação). Valores-alvo representados por círculos vermelhos e respostas fornecidas pela RNA, por asteriscos azuis.

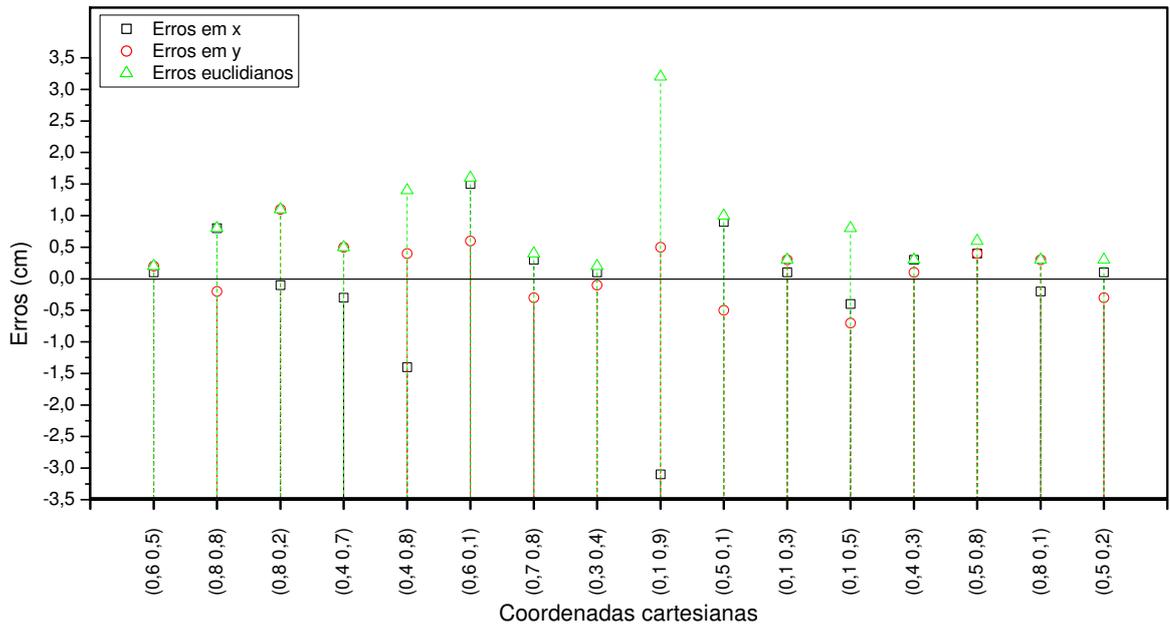


Figura 45: Erros retornados pela RNA2 - etapa de teste.

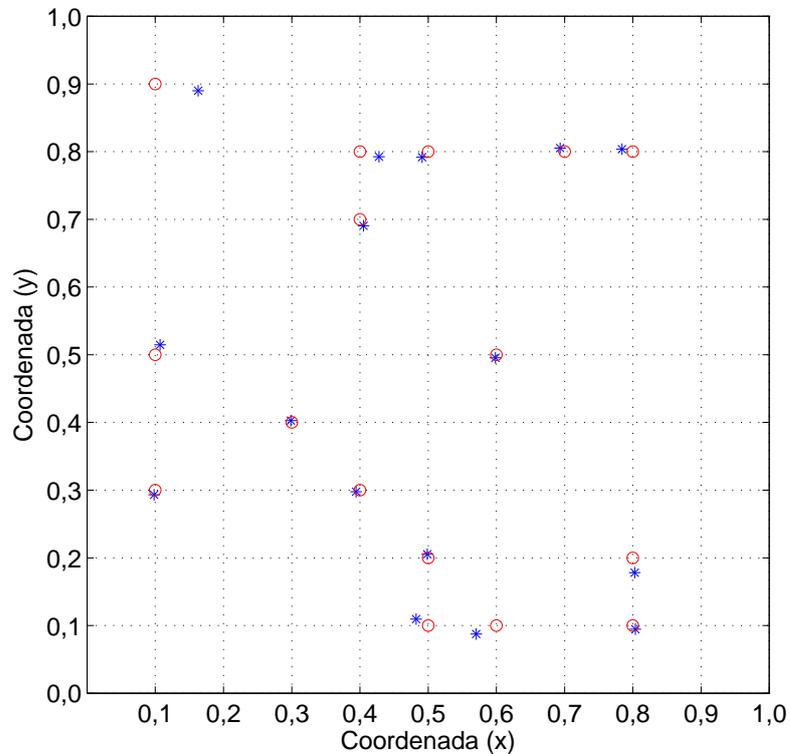


Figura 46: Posições retornadas pela RNA2 (teste). Valores-alvo representados por círculos vermelhos e respostas fornecidas pela RNA, por asteriscos azuis.

Extraíram-se dos resultados obtidos por meio da RNA2 as seguintes informações: os

erros médios quadráticos das coordenadas x e y, o erro euclidiano, a média, o desvio padrão e os valores máximos e mínimos em módulo foram calculados. Os valores relacionados a esses itens para as etapas de treinamento, validação e teste são exibidos na Tabela 8.

Tabela 8: Resultados estatístico do desempenho da RNA2. Etapas de treinamento, validação e teste

Fases	Referência	EMQ	Média	desvio	Máximo	Mínimo
Treinamento	eixo x	0,2	0,1	0,1	0,6	0,0
	eixo y	0,7	0,4	0,6	2,0	0,0
	distância euclidiana	0,7	0,5	0,5	2,0	0,0
Validação	x	1,1	0,8	0,8	2,7	0,0
	y	0,6	0,5	0,3	1,2	0,2
	distância euclidiana	1,3	1,1	0,7	2,9	0,3
Teste	x	1,0	0,6	0,8	3,1	0,1
	y	0,5	0,4	0,3	1,1	0,1
	distância euclidiana	1,1	0,8	0,8	3,2	0,2

Obteve-se, nesta abordagem, o melhor resultado no monitoramento da estrutura de PMMA. A melhoria do desempenho da RNA em relação ao modelo descrito na sessão 4.5 foi atribuído aos seguintes fatores: relativização dos dados das energias dos sinais em relação à posição das FBGs e a normalização dos valores, realizada entre os impactos. O vínculo com uma posição fixa e o pré-processamento realizado pelas RNA-FBG1, RNA-FBG2, RNA-FBG3 e RNA-FBG4 reduziram os erros medidos nas fases de treinamento, validação e testes. A Tabela 9, exibe um resumo com os resultados dos três ensaios, evidenciando os valores de erros médios quadráticos das distâncias euclidianas nas etapas de treinamento, validação e teste.

Tabela 9: Tabela com os erros médios quadráticos das distâncias euclidiana retornados pelas três RNAs nas etapas de treinamento, validação e teste

	Distância (cm)	Distância (cm)	Distância (cm)
	Treinamento	Validação	Teste
RNA modelagem A - Dados do ensaio A	2,8	2,9	4,6
RNA modelagem A - Dados do ensaio B	2,9	8,2	6,3
RNA modelagem B - Dados do ensaio B	0,7	1,3	1,1

5 CONCLUSÕES

5.1 CONCLUSÕES

Este trabalho mostrou o desenvolvimento e teste de um sistema ótico inteligente capaz de monitorar impactos em uma estrutura planar de PMMA. A transdução dos impactos mecânicos para o domínio ótico foi realizada por meio de redes de Bragg em fibras Óticas (FBG), produzidas e caracterizadas no Núcleo de Dispositivos Fotorrefrativos da UTFPR. O sistema mecânico desenvolvido para geração dos impactos mostrou-se adequado, contornando problemas de repetibilidade e reprodutibilidade dos impactos produzidos. Devido ao grau de dispersão do sinal coletado, utilizou-se a média dos impactos para realizar a modelagem da RNA. O sistema de sensoriamento inteligente demonstrou capacidade de detectar impactos (eventos gerados sistematicamente), determinando suas posições por meio de coordenadas cartesianas. Mesmo empregando um reduzido número de transdutores óticos e sendo monitorado por um sistema com baixa taxa de amostragem, o modelo proposto mostrou um desempenho satisfatório. Este desempenho se define em função da capacidade de generalização da RNA, a qual foi avaliada durante as etapas de teste, em que se empregou dados que não foram utilizados na etapa de treinamento. Adicionalmente, constatou-se que a energia média do sinal fornecido pelas FBGs pode ser utilizada como parâmetro para identificar as coordenadas de aplicação de impactos mecânicos em uma estrutura de PMMA.

Obteve-se melhor resultado por meio da RNA modelagem B. Nessa proposta o maior erro médio quadrático medido na fase de testes foi de 1,1 cm (para a métrica de erro definida em função da distância euclidiana entre o ponto alvo e o ponto retornado pela RNA) em relação ao ponto de impacto, sendo que os pontos localizavam-se a uma distância de 5 cm uns dos outros e estavam demarcados em uma superfície de prova com 60 cm de comprimento, 60 cm de largura e 6 mm de espessura.

O sistema de sensoriamento proposto neste trabalho, caso empregado como agente monitorador em estruturas, pode determinar a necessidade de manutenção ou informar avarias. Além disso, esta aplicação possibilita fornecer a projetistas um mecanismo de monitoramento

para minimizar efeitos de eventuais danos estruturais, aumentando a segurança da máquina e maximizando sua produtividade. Um exemplo disso, seria o isolamento de uma parte da máquina para a contenção de vazamentos a fim de evitar propagação dos danos ou perdas de materiais.

5.2 TRABALHOS FUTUROS

Recomenda-se, para trabalhos futuros, converter o algoritmo da RNA modelagem B para ser executado em tempo real. Para isso, deve-se empregar um interrogador com maior frequência de amostragem. Também recomenda-se incluir no sistema um método para mensurar a força aplicada no impacto, bem como avaliar estatisticamente os erros, definir a precisão e a exatidão do sistema. Aplicar o sistema em estruturas de materiais diferentes do PMMA.

Outra proposta de aplicação seria o monitoramento com o objetivo de identificar características de falhas ou danos na estrutura.

REFERÊNCIAS

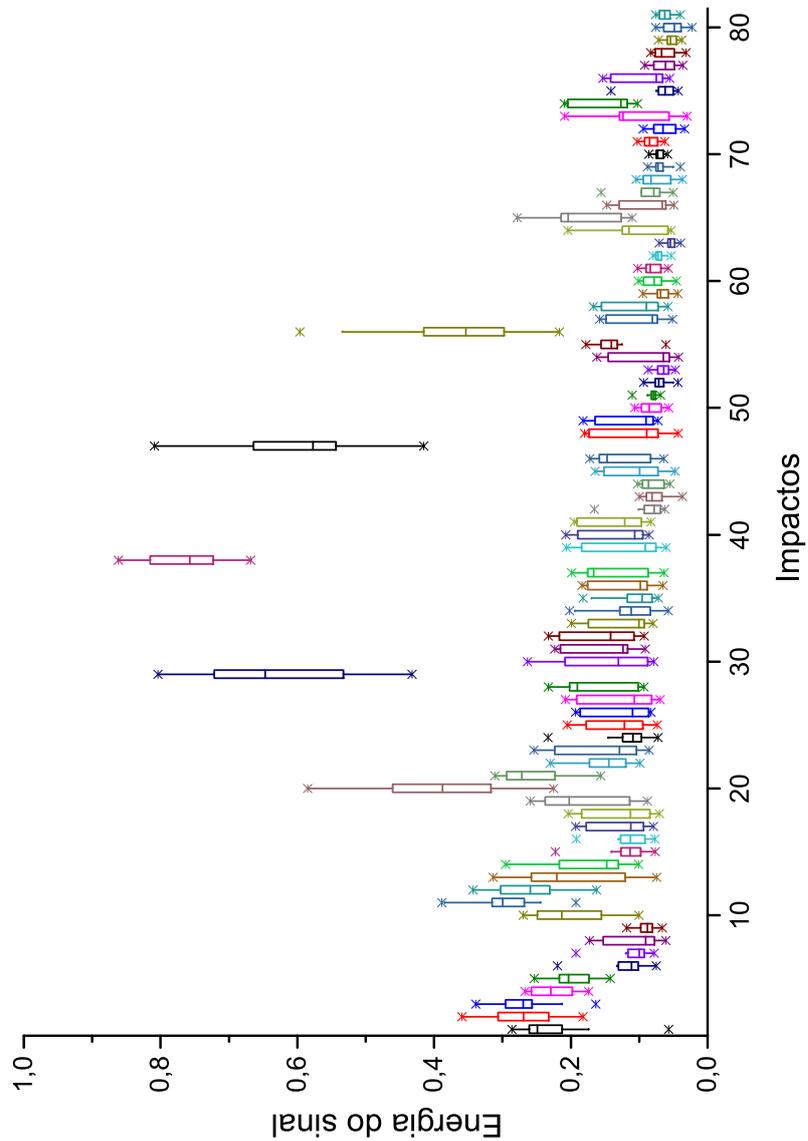
- ADHAMI, R. Autonomous structural monitoring using fiber bragg grating. In: **Computer Systems and Industrial Informatics (ICCSII), 2012 International Conference on**. [S.l.: s.n.], 2012. p. 1–4.
- AGRAWAL, G. P. **Fiber-Optic Communication Systems**. 3. ed. [S.l.]: Wiley & Sons, 1997.
- BAI, J.; ZHAO, D.; ZHANG, X. Structural health monitoring of smart civil structures based on fiber bragg grating sensing technology. **Artificial Intelligence, Management Science and Electronic Commerce (AIMSEC)**, p. 635 – 638, 2011.
- BRAGA, A. P.; CARVALHO, A. P. L. F.; LUDEMIR, T. B. **Redes Neurais Artificiais: Teroria e Aplicações**. 2. ed. [S.l.]: LTC, 2007.
- CARVALO, J.; COSTA, J.; JUNIOR, C. S. S.; FRANCÊS, C. Otimização de redes de bragg em fibras usando algoritmos genéticos. **Jornal of Microwaves and Optoelectronics**, v. 4, p. 136–151, 2005.
- CHENG, C.-H.; CHENG, K.-L.; LIU, W.-F. Reactive current sensor based on fiber bragg grating and a piezo-electric transducer. In: **Photonics and Optoelectronics**. [S.l.: s.n.], 2012.
- COWIE, B. M.; WEBB, D. J.; TAM, B.; SLACK, P.; BRETT, P. N. Fibre bragg grating sensors for distributive tactile sensing. **Measurement Science and Technology**, p. 138–146, 2006.
- DUDA, R. O.; HART, P. E.; STORK, D. G. **Pattern Classification**. 2. ed. [S.l.]: Wiley Interscience, 2001.
- FAUSETT, L. V. **Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms And Applications**. [S.l.]: New Jersey : Prentice Hall, 1994.
- FREUND, J. E. **Estatística aplicada**. [S.l.]: Bookman, 2006.
- GIOZZA, W. F.; CONFORTI, E.; WALDMAN, H. **Fibras Ópticas - Tecnologia e projetos de sistema**. [S.l.]: Makron Books, 1991.
- GROOVER, M. P. **Automação Industrial e sistemas de manufatura**. [S.l.]: Pearson Prentice Hall, 2011.
- HAYKIN, S. **Redes Neurais: Princípios e práticas**. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001. 900 p.
- HILL, K. O.; FUJII, Y.; JOHNSON, D. C.; KAWASAKI, B. S. Photosensitivity in optical fiber waveguide: Application to reflection filter fabrication. **Appl. Phys. Lett.**, v. 32, p. 647–649, 1979.
- HILL, K. O.; MALO, B.; BILODEAU, F.; JOHNSON, D. C.; ALBERT, J. Bragg gratings fabricated in monomode photosensitive optical fiber by uv exposure through a phase mask. **Appl. Phys. Lett.**, v. 62, p. 1035–1037, 1993.

- HILL, K. O.; MELTZ, G. Fiber bragg grating technology fundamentals and overview. **Journal of Lightwave Technology**, v. 15, p. 1263–1276, 1997. Acesso em: 8 de novembro de 2009.
- IVCE, R.; JURDANA, I.; MOHOVI, R. Vibrations monitoring on board ship with a fiber optic sensors. **ELMAR, 2011 Proceedings**, p. 165 – 168, 2011.
- KERSEY, A. D.; DAVIS, M. A.; PATRICK, H. J.; LEBLANC, M.; KOO, K. P. Fiber grating sensors. **Journal of Lightwave Technology**, n. 15, p. 1442–1463, 1997.
- KOVACS, Z. L. **Redes neurais artificiais: fundamentos e aplicações - um texto básico**. 4. ed. [S.l.]: Livraria da Fisica, 2006.
- KRENKER, A.; BESTER, J.; KOS, A. Introduction to the artificial neural networks. In: **Artificial Neural Networks - Methodological Advances and Biomedical Applications**. [S.l.]: Croatia - Rijeka: InTech, 2011. cap. 1, p. 3–18.
- LAM, D. K. W.; GARSIDE, B. K. Characterization of single mode optical fiber filters. **Applied Optics**, p. 440–445, 1981.
- LAWRENCE, S.; GILES, C. L.; TSOI, A. C.; BACK, A. D. Face recognition: a convolutional neural-network approach. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v. 8, p. 98–113, 1997.
- LUDWIN, O. J.; COSTA, E. M. M. **Redes Neurais: Fundamentos e Aplicações com Programação em C**. [S.l.]: Rio de Janeiro: Ciência Moderna, 2007.
- MELTZ, A. G.; MOREY, W. W.; GLENN, W. H. Formation of bragg gratings in optical fibers by a transverse holographics method. **Optics Letters**, v. 14, p. 823–825, 1989.
- MEROLLA, P. A.; ARTHUR, J. V.; ALVAREZ-ICAZA, R.; CASSIDY, A. S.; SAWADA, J.; AKOPYAN, F.; JACKSON, B. L.; IMAM, N.; GUO, C.; NAKAMURA, Y.; BREZZO, B.; VO, I.; ESSER, S. K.; APPUSWAMY, R.; TABA, B.; AMIR, A.; FLICKNER, M. D.; RISK, W. P.; MANOHAR, R.; MODHA, D. S. A million spiking-neuron integrated circuit with a scalable communication network and interface. **Science**, v. 345, p. 668–673, 2014.
- NASCIMENTO, C. L. J.; YONEYAMA, T. **Inteligência artificial em controle e automação**. [S.l.]: FAPESP, 2004.
- NETO, A. P. R. **Vibrações Mecânicas**. [S.l.]: E-papers, 2007.
- OLIVEIRA, V. **Redes de Bragg para Medições em altas temperaturas**. Tese (Doutorado) — Universidade Tecnológica Federal do Paraná, 2012.
- OTHONOS, A.; KALLI, K. **Fiber Bragg Gratings Fundamentals and Applications in Telecommunications and Sensing**. [S.l.]: Artech House, 1999.
- PAWLICKI, T. F.; LEE, D.-S.; HULL, J. J.; SRIHARI, S. N. Neural network models and their application to handwritten digit recognition. In: **Neural Networks, 1988., IEEE International Conference on**. [S.l.: s.n.], 1988. p. 63–70.
- POSSETTI, G. R. C.; KAMIKAWACHI, R. C.; MULLER, M.; FABRIS, J. L. Metrological evaluation of optical fiber grating-based sensors: An approach towards the standardization. **Journal of Lightwave Technology**, v. 30, p. 1042–1052, 2012.

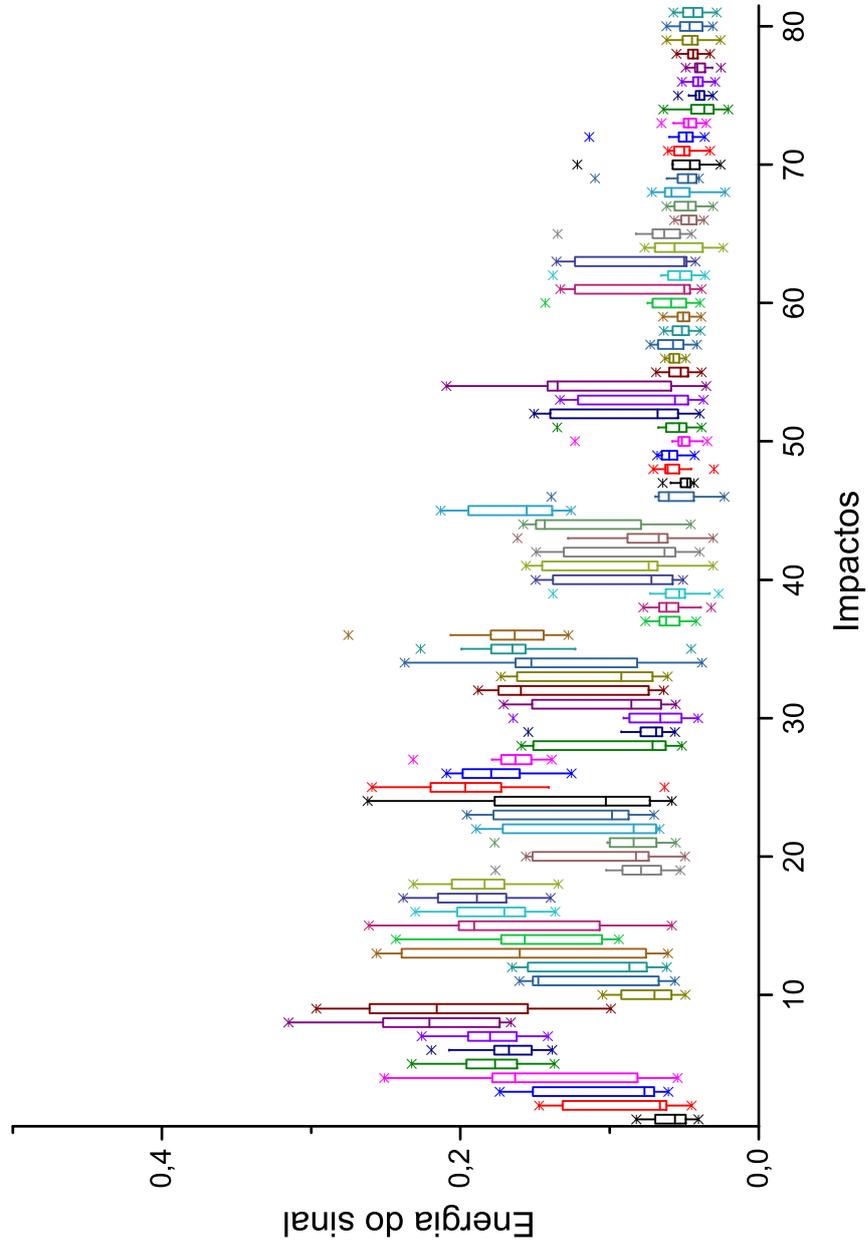
- QIUMING, N.; CHENGMING, Z. Study on fbg vibration sensor. **Photonics and Optoelectronics**, p. 1–4, 2009.
- RAO, S. S. **Vibrações Mecânicas**. [S.l.]: Pearson Prentice Hall, 2008.
- RAO, Y. J.; YUAN, S. F.; ZENG, X. K.; LIAN, D. K.; ZHU, Y.; WANG, Y. P.; HUANG, S.; LIU, T. Y.; FERNANDO, G. F.; ZHANG, L.; BENNION, I. Simultaneous strain and temperature measurement of advanced 3-d braided composite materials using an improved efpi/fbg system. **Optics and Lasers in Engineering**, n. 38, p. 557–566, 2002.
- RIBEIRO, F. **Sensor inteligente em fibra ótica para localização de deformações em estruturas planas**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Tecnológica Federal do Paraná, 2014.
- ROJAS, R. **Neural Networks: A Systematic Introduction**. [S.l.]: Berlin: Springer, 1996.
- RYAN, T. **Estatística Moderna para engenharia**. [S.l.]: CAMPUS, 2009.
- SONTAG, E. D. **Some Topics in Neural Networks and Control**. [S.l.], 1993.
- TAIT, G.; ROGOWSKI, R. Fiber bragg grating sensors for real-time health monitoring of aerospace vehicles. **Quantum Electronics and Laser Science Conference**, p. 924–926, 2005.
- VUOLO, J. H. **Fundamentos da teoria de erros**. [S.l.]: Blucher, 1996.
- WAIBEL, A.; HANAZAWA, T.; HINTON, G.; SHIKANO, K.; LANG, K. J. Phoneme recognition using time-delay neural networks. **IEEE Transactions on Acoustic, Speech, and Signal Processing**, 1989.
- WENTWORTH, S. M. **Eletromagnetismo Aplicado, abordagem antecipada das linhas de transmissão**. [S.l.]: Bo, 2009.
- YANG, H. Z.; QIAO, X. G.; WANG, Y. P.; ALI, M. M.; LAI, M. H.; LIM, K. S.; AHMAD, H. In-fiber gratings for simultaneous monitoring temperature and strain in ultrahigh temperature. **IEEE Photonics Technology Letters**, 2015.
- YI, J.; ZHANG, H.; QIAO, X.; ZHU, X. Shape monitoring for wing structure using fiber bragg grating sensors. **Fifth International Conference on Advanced Computational Intelligence(ICACI)**, p. 1032–1036, 2012.

**APÊNDICE A - REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DE DADOS ESTATÍSTICOS
REFERENTES AOS IMPACTOS PRODUZIDOS NA ESTRUTURA DE
PMMA**

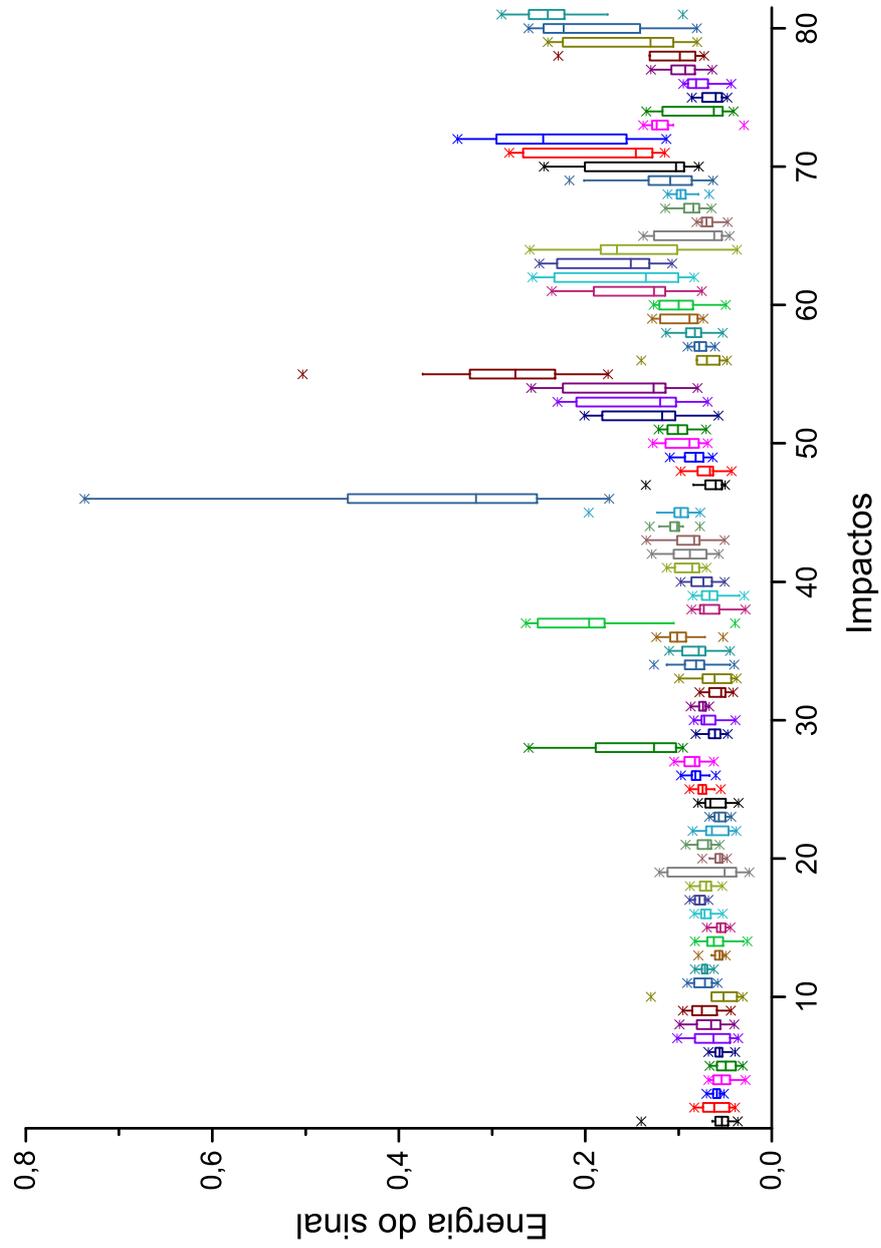
A.1 GRÁFICOS REFERENTES AOS IMPACTOS CAPTADOS PELA FBG1



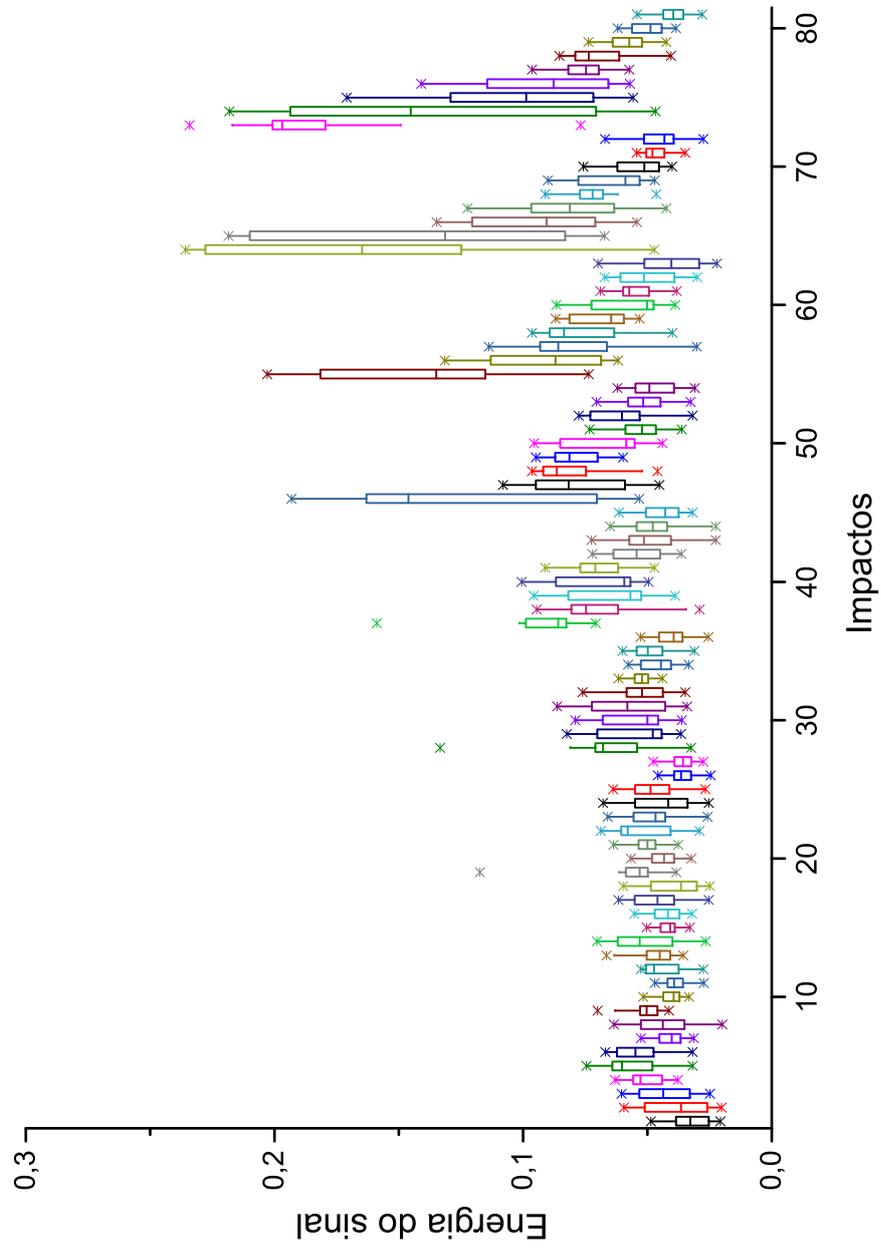
A.2 GRÁFICOS REFERENTES AOS IMPACTOS CAPTADOS PELA FBG2



A.3 GRÁFICOS REFERENTES AOS IMPACTOS CAPTADOS PELA FBG3



A.4 GRÁFICOS REFERENTES AOS IMPACTOS CAPTADOS PELA FBG4



APÊNDICE B – TABELAS DE ERROS RETORNADOS PELAS RNAS

B.1 ERROS RETORNADOS PELA RNA1 - PRIMEIRA FASE

Diferenças entre as posições retornadas pela RNA em relação à posição do impacto. RNA alimentada com os valores médios de energia do Ensaio Experimental A (etapa de treinamento)

x	y	Erro em x (cm)	Erro em y (cm)	Erro euclidiano (cm)
0,6	0,6	0,1	0,4	0,4
0,2	0,2	-1,1	-0,3	1,1
0,8	0,8	-0,4	-0,1	0,5
0,7	0,3	2,2	-1,3	2,6
0,5	0,5	-3,1	1,9	3,6
0,4	0,4	2,8	-0,7	2,9
0,1	0,1	0,1	0,0	0,1
0,1	0,9	0,0	0,0	0,0
0,8	0,2	0,4	0,0	0,4
0,3	0,7	-0,8	0,6	1,0
0,9	0,9	-4,6	0,1	4,6

Diferenças entre as posições retornadas pela RNA em relação à posição do impacto. RNA alimentada com os valores médios de energia ensaio experimental A (etapa de validação)

x	y	Erro em x (cm)	Erro em y (cm)	Erro euclidiano (cm)
0,6	0,4	0,5	0,4	0,7
0,9	0,1	3,6	1,3	3,8
0,3	0,3	2,7	2,2	3,4

Diferenças entre as posições retornadas pela RNA em relação à posição do impacto. RNA alimentada com os valores médios de energia ensaio experimental A (etapa de teste)

x	y	Erro em x (cm)	Erro em y (cm)	Erro euclidiano (cm)
0,2	0,8	-6,5	2,6	7,0
0,4	0,6	3,3	-0,5	3,4
0,7	0,7	-0,2	0,1	0,3

B.2 ERROS RETORNADOS PELA RNA1 - SEGUNDA FASE

Diferenças entre as posições retornadas pela RNA em relação à posição do impacto. RNA alimentada com os valores médios de energia (etapa de treinamento)

x	y	Erro em x (cm)	Erro em y (cm)	Erro euclidiano (cm)
0,8	0,6	0,6	0,5	0,8
0,8	0,7	1,6	1,2	2,0
0,1	0,2	-2,9	-0,4	2,9
0,6	0,2	0,0	0,0	0,0
0,9	0,8	2,9	-1,4	3,2
0,1	0,1	0,7	-0,6	0,9
0,1	0,8	0,5	-2,1	2,1
0,3	0,9	-1,7	4,7	5,0
0,7	0,1	1,3	0,1	1,3
0,1	0,9	-1,3	2,8	3,1
0,9	0,5	3,4	-0,6	3,4
0,6	0,7	-0,3	-2,8	2,9
0,9	0,4	4,8	2,8	5,6
0,2	0,6	-1,2	-3,4	3,6
0,7	0,7	-2,0	-0,9	2,2
0,4	0,7	0,8	-0,7	1,0
0,1	0,3	-4,1	1,8	4,5
0,8	0,9	-3,5	0,9	3,6
0,8	0,8	-2,3	-0,1	2,3
0,5	0,4	-1,0	0,7	1,2
0,6	0,4	-3,4	2,4	4,2
0,2	0,2	5,6	-2,2	6,0
0,8	0,3	0,2	-1,1	1,2
0,2	0,5	1,1	-0,5	1,2
0,3	0,5	-0,1	-0,8	0,8
0,7	0,6	2,5	2,0	3,2
0,5	0,9	0,2	-0,3	0,4
0,9	0,1	-0,7	0,0	0,7
0,2	0,8	1,3	-0,4	1,4
0,9	0,3	2,8	0,0	2,8
0,6	0,3	-4,3	-0,9	4,4
0,5	0,3	-1,2	-2,5	2,8
0,7	0,2	-0,1	-0,3	0,3
0,5	0,6	0,0	1,7	1,7
0,6	0,9	1,4	-0,2	1,5
0,7	0,3	-0,2	-2,1	2,1
0,1	0,4	-3,8	1,8	4,2
0,6	0,5	-6,5	-0,7	6,6
0,9	0,2	2,4	0,3	2,4
0,5	0,1	-0,9	-0,1	0,9
0,2	0,3	0,5	1,0	1,1
0,4	0,6	0,0	2,4	2,4
0,4	0,5	3,9	-1,1	4,1
0,6	0,1	-1,2	0,0	1,2
0,3	0,3	2,0	0,2	2,1
0,9	0,9	1,5	0,8	1,7
0,8	0,5	3,2	-0,7	3,3
0,8	0,4	1,8	-0,3	1,8

Diferenças entre as posições retornadas pela RNA em relação à posição do impacto. RNA alimentada com os valores médios de energia (etapa de validação)

x	y	Erro em x cm	Erro em y (cm)	Erro Euclidiano (cm)
0,8	0,1	1,6	6,2	6,4
0,3	0,6	-2,7	0,8	2,9
0,2	0,9	3,4	7,3	8,0
0,3	0,4	-3,1	-6,2	7,0
0,6	0,8	-7,7	3,5	8,5
0,4	0,8	0,5	-0,7	0,8
0,1	0,6	-5,7	-3,0	6,5
0,7	0,9	-7,2	3,0	7,8
0,9	0,7	4,9	0,5	5,0
0,5	0,2	-0,3	-3,3	3,3
0,4	0,1	3,8	-22,2	22,5
0,4	0,2	5,6	-6,2	8,3
0,6	0,6	-0,9	2,7	2,9
0,7	0,8	-5,3	1,4	5,4
0,9	0,6	4,2	1,2	4,4
0,1	0,5	-6,9	-3,7	7,8

Diferenças entre as posições retornadas pela RNA em relação à posição do impacto. RNA alimentada com os valores médios de energia (etapa de teste).

x	y	Erro em x cm	Erro em y (cm)	Erro Euclidiano (cm)
0,5	0,7	-0,9	6,6	6,6
0,4	0,3	2,7	-2,8	3,9
0,7	0,5	-3,5	-2,1	4,0
0,3	0,8	7,5	8,0	11,0
0,3	0,1	-0,9	-11,2	11,3
0,2	0,1	0,9	-5,5	5,6
0,3	0,2	6,0	-5,4	8,1
0,7	0,4	0,3	-0,6	0,7
0,5	0,8	1,4	-0,1	1,4
0,2	0,7	-1,9	-4,5	4,9
0,8	0,2	-3,2	6,5	7,2
0,2	0,4	1,8	-2,0	2,7
0,3	0,7	5,8	-4,2	7,1
0,4	0,9	1,1	2,3	2,5
0,4	0,4	-0,7	-4,6	4,6
0,1	0,7	-6,2	-4,1	7,5

B.3 ERROS RETORNADOS PELA RNA2

Diferenças entre as posições retornadas pela RNA em relação à posição do impacto. RNA alimentada com os valores médios de energia (etapa de treinamento)

x	y	Erro em x (cm)	Erro em y (cm)	Erro euclidiano (cm)
0,3	0,6	0,0	0,0	0,0
0,5	0,3	0,1	0,6	0,6
0,1	0,8	-0,3	0,0	0,3
0,3	0,5	0,0	0,0	0,1
0,9	0,8	0,0	0,0	0,0
0,7	0,7	-0,1	0,1	0,1
0,5	0,5	0,2	0,3	0,4
0,5	0,7	0,0	0,1	0,1
0,1	0,2	-0,4	0,3	0,5
0,4	0,1	-0,1	0,7	0,7
0,1	0,6	-0,2	-0,1	0,3
0,7	0,2	0,1	1,8	1,8
0,7	0,4	-0,1	0,9	0,9
0,2	0,4	0,0	0,0	0,1
0,8	0,5	0,0	0,5	0,5
0,8	0,3	-0,1	1,4	1,4
0,8	0,9	-0,1	0,0	0,1
0,7	0,1	0,1	2,0	2,0
0,3	0,2	0,0	0,3	0,3
0,3	0,8	-0,3	0,0	0,3
0,6	0,3	0,1	1,0	1,0
0,4	0,6	-0,1	0,1	0,2
0,1	0,7	-0,2	-0,1	0,2
0,4	0,9	-0,3	0,0	0,3
0,2	0,3	-0,1	0,1	0,1
0,2	0,2	-0,3	0,1	0,3
0,9	0,6	0,1	0,5	0,5
0,4	0,2	-0,1	0,3	0,3
0,2	0,1	-0,4	0,3	0,5
0,6	0,6	-0,1	0,3	0,3
0,2	0,5	-0,1	-0,1	0,2
0,7	0,9	-0,1	0,0	0,2
0,2	0,6	-0,2	0,0	0,2
0,9	0,2	0,2	1,7	1,7
0,6	0,8	-0,1	0,0	0,1
0,2	0,9	-0,3	0,0	0,3
0,1	0,1	-0,6	0,4	0,7
0,3	0,1	-0,3	0,5	0,6
0,8	0,4	0,0	0,9	0,9
0,7	0,3	0,1	1,5	1,5
0,6	0,4	0,1	0,8	0,8
0,5	0,6	0,1	0,2	0,2
0,9	0,3	0,0	1,5	1,5
0,3	0,9	-0,3	0,0	0,3
0,1	0,4	-0,3	0,0	0,3
0,3	0,3	-0,1	0,1	0,1
0,9	0,9	-0,1	0,0	0,1
0,9	0,1	0,0	1,5	1,5

Diferenças entre as posições retornadas pela RNA em relação à posição do impacto. RNA alimentada com os valores médios de energia (etapa de validação)

x	y	Erro em x (cm)	Erro em y (cm)	Erro Euclidiano (cm)
0,4	0,4	0,4	0,2	0,5
0,9	0,4	0,0	1,1	1,1
0,8	0,6	-0,1	0,7	0,8
0,6	0,9	0,9	0,3	0,9
0,5	0,4	0,5	0,6	0,8
0,4	0,5	-0,2	0,3	0,3
0,9	0,7	-0,1	0,4	0,4
0,7	0,6	-1,1	-0,4	1,1
0,9	0,5	0,2	0,6	0,7
0,2	0,7	2,0	1,2	2,3
0,8	0,7	0,3	0,7	0,8
0,3	0,7	0,7	0,3	0,7
0,2	0,8	2,7	0,9	2,9
0,6	0,2	0,6	0,3	0,7
0,7	0,5	-0,7	0,2	0,8
0,5	0,9	2,1	0,2	2,1

Diferenças entre as posições retornadas pela RNA em relação à posição do impacto. RNA alimentada com os valores médios de energia (etapa de teste)

x	y	Erro em x (cm)	Erro em y (cm)	Erro Euclidiano (cm)
0,6	0,5	0,1	0,2	0,2
0,8	0,8	0,8	-0,2	0,8
0,8	0,2	-0,1	1,1	1,1
0,4	0,7	-0,3	0,5	0,5
0,4	0,8	-1,4	0,4	1,4
0,6	0,1	1,5	0,6	1,6
0,7	0,8	0,3	-0,3	0,4
0,3	0,4	0,1	-0,1	0,2
0,1	0,9	-3,1	0,5	3,2
0,5	0,1	0,9	-0,5	1,0
0,1	0,3	0,1	0,3	0,3
0,1	0,5	-0,4	-0,7	0,8
0,4	0,3	0,3	0,1	0,3
0,5	0,8	0,4	0,4	0,6
0,8	0,1	-0,2	0,3	0,3
0,5	0,2	0,1	-0,3	0,3

APÊNDICE C – PUBLICAÇÃO RESULTANTE DESTES TRABALHOS

TRABALHO EM ANAIS DE EVENTO

M. A. Kamizi, G. R. C. Possetti, M. Muller, and J. L. Fabris, Monitoramento ótico de impactos mecânicos supervisionado por redes neurais artificiais, **16º SBMO - Simpósio Brasileiro de Micro-ondas e Optoeletrônica e 11º CBMag - Congresso Brasileiro de Eletromagnetismo**, pp. 669-673, 2013.

ARTIGO PUBLICADO EM PERIÓDICO

KAMIZI, M. A. ; POSSETTI, G. R. C. ; MULLER, M. ; FABRIS, J. L. Fiber Bragg grating sensors probed by artificial intelligence to detect and localize impacts on structures. **Journal of Microwaves, Optoelectronics and Electromagnetic Applications**, 2015.

ANEXO A – FOLHA DE DADOS DE FIBRAS ÓTICAS MONOMODO PADRÃO

A.1 CARACTERÍSTICAS DAS FIBRAS ÓTICAS MONOMODO FURUKAWA

ESPECIFICAÇÃO TÉCNICA
2000 - V 11 (20/01/2015)



ANEXO A - Características das Fibras Ópticas Monomodo

Tipo do Produto Fibras Ópticas

Normas Aplicáveis	Descrição
ITU-T G.652	Characteristics of a single-mode optical fibre and cable;
ITU-T G.657	Characteristics of a bending loss insensitive single-mode optical fibre and cable for the access network;
ABNT NBR 13488	Fibras Ópticas tipo monomodo de dispersão normal;
ABNT NBR 16028	Fibra óptica tipo monomodo com baixa sensibilidade a curvatura (BLU);

Tipo de Fibra Monomodo.
Monomodo otimizada para curvaturas reduzidas.

Características Geométricas

Características Técnicas	Convencional	Baixo Pico de Água	Otimizada para curvaturas
	G.652.B	ITU-T G.652.D	ITU-T G.657.A/B
Diâmetro da Casca (μm)	125 \pm 1	125 \pm 0,7	125 \pm 0,7
Diâmetro do Revestimento Primário (μm)	245 \pm 10	235 até 245	
Não Circularidade da casca	\leq 1%	\leq 1%	
Erro de Concentricidade Fibra / Revestimento (μm)	\leq 12	\leq 12	
Erro de concentricidade do Campo Modal / Casca (μm)	\leq 0,6	\leq 0,5	

Características Mecânicas e Ambientais

Características Técnicas	Convencional	Baixo Pico de Água	Otimizada para curvaturas
	ITU-T G.652.B	ITU-T G.652.D	ITU-T G.657.A/B
Proof Test (Gpa)	0,7 (1,0%)	0,7 (1,0%)	0,7 (1,0%)

ESPECIFICAÇÃO TÉCNICA
2000 - V 11 (20/01/2015)

Características de Transmissão

Características Técnicas		Convencional	Baixo Pico de Água	Otimizada para curvaturas	
		ITU-T G.652.B	ITU-T G.652.D	ITU-T G.657.A/B	
Diâmetro do Campo Modal (µm)	1310nm	9,3 ± 0,5	9,2 ± 0,4	8,5 a 9,3	
	1550nm	10,4 ± 0,8	10,4 ± 0,5	9,5 a 10,5	
Comprimento de onda de operação (nm)		1310 / 1550	1260 a 1625	1260 a 1625	
Atenuação Óptica típica para Fibra Cableada (dB/km)	1310 nm	0,34	0,33	0,33	
	1383 nm	-	0,33	0,33	
	1550 nm	0,20	0,19	0,19	
	1625 nm	0,22	0,21	0,21	
Atenuação Óptica máxima para Fibra Cableada (dB/km)	1310 nm	0,37	0,36	0,36	
	1383 nm	2,00	0,36	0,36	
	1550 nm	0,23	0,22	0,22	
	1625 nm	0,26	0,25	0,25	
Comprimento de Onda de Corte - Cabo (nm)		≤ 1260	≤ 1260	≤ 1260	
Dispersão Cromática (ps/nm.km)	1310nm	≤ 3,0	≤ 2,5	≤ 2,5	
	(1285 a 1330) nm	≤ 3,5	≤ 3,0	≤ 3,0	
	1550nm	≤ 18	≤ 17	≤ 17	
	(1525 a 1575) nm	≤ 20	≤ 18	≤ 18	
PMD (ps/km ^{1/2})	Típico	0,15	0,06	0,06	
	Máximo	0,2	0,1	0,1	
Atenuação por Macro Curvatura					
Raio de Curvatura (mm)		30	30	15	10
Número de Voltas		100	100	10	1
Atenuação Óptica Máxima (dB)	1550nm	-	-	0,25	0,75
	1625nm	0,1	0,1	1,0	1,5
Índice de Refração	1310nm	1,467	1,467	1,467	
	1550nm	1,468	1,468	1,468	

Observações

As demais características atendem as Recomendações das normas mencionadas.

A.2 CARACTERÍSTICAS DAS FIBRAS ÓPTICAS MONOMODO DRAKTEL



Single Mode Optical Fibre (SMF)

Product Type: G.652.B
Coating Type: Natural

Draka Comteq Single Mode Fibre (SMF) provides optimum performance in both the 1310 nm and 1550 nm

wavelength operating ranges (including the 1565-1625 nm L-band), with a low dispersion in the 1310 nm window.

It can be used in all cable constructions, including loose tube, tight buffered, ribbon, and central tube designs.

It supports long haul, metropolitan, access and premises applications in telecommunications, CATV, utility and intelligent traffic networks.

Draka Comteq's Advanced Plasma and Vapor Deposition (APVD™) manufacturing process ensures the highest quality and purity of fibers.

Proprietary Draka Comteq coating process further enhances the performance, durability and reliability of the fibre, even in the harshest environments.



The fibre complies with or exceeds the ITU-T Recommendation G.652.B, the IEC Int. Standard 60793-2-50 type B.1.1 Optical Fibre Specification, Telcordia GR-20-CORE, ANSI/ICEA S-87-640 and RUS 7CFR 1755.900.

Features	Benefits
Low attenuation and dispersion; highly efficient for O-band (1260-1360 nm), C- and L-band (1530-1625 nm)	> Support all applications
Fully compatible with other fibres in terms of transmission, connections and installation tools	> Open standards for multi-sourcing worldwide
Easy to strip, using both mechanical and heat-stripping techniques	> Easier, faster and more secure connections
Proprietary APVD™ manufacturing process	> Superior geometry, uniformity and purity
Revolutionary Draka Comteq coating process	> Increased reliability, durability, and superior aging performance, resulting in lower maintenance and replacement costs

Draktel Optical Fibre

Brasil:
Tel: + 55 15 3212-6801
Fax: +55 15 3212-681

Email: draktelsales@draktel.com.br
Website: www.draktel.com.br



Single Mode Optical Fibre (SMF)

Product Type: G.652.B
Coating Type: Natural

Optical Specifications (uncabled fiber)

Attenuation (dB/km)	Max Value Range
Attenuation at 1310 nm	0.33 – 0.35
Attenuation at 1550 nm	0.19 – 0.22

Attenuation vs. Wavelength

Maximum attenuation change over the window from reference

Wavelength (nm)	Reference λ (nm)	Change (dB/km)
1285-1330	1310	≤ 0.03
1525-1575	1550	≤ 0.02
1460-1625	1550	≤ 0.04

Point discontinuities

No point discontinuity greater than 0.05 dB at 1310 nm or 1550 nm

Attenuation with Bending

100 turns, 50mm diameter @ 1310 nm	≤ 0.05 dB
100 turns, 50mm diameter @ 1550 nm	≤ 0.05 dB
100 turns, 60mm diameter @ 1625 nm	≤ 0.05 dB

Cutoff Wavelength

Fiber Cutoff Wavelength (λ_{cc}) (nm)	1150-1330
Cable Cutoff wavelength (λ_{cc}) (nm)	≤ 1260

Mode Field Diameter

Wavelength (nm)	MFD (μ m)
1310	9.2 \pm 0.4
1550	10.3 \pm 0.5

Chromatic Dispersion

Wavelength (nm)	Dispersion (ps/nm ² km)
1285-1330	≤ 13
1550	≤ 18.0
1625	≤ 22.0
Zero dispersion wavelength (λ_0)	1300 – 1322 nm
Slope (S_0) at λ_0	≤ 0.090 ps/(nm ² km)

Polarization Mode Dispersion (PMD)

PMD link design value**	≤ 0.1 ps/ \sqrt km
Max individual fiber	≤ 0.20 ps/ \sqrt km

** According to IEC 60794-3, Ed 3 (Q=0.01%)

Geometrical Specifications

Glass Geometry	
Cladding diameter	125.0 \pm 1 μ m
Core/Cladding Concentricity	≤ 0.6 μ m
Cladding non-circularity	≤ 1.0 %
Fibre Curl (radius)	≥ 4 m

Coating Geometry

Coating Diameter	242 \pm 7 μ m
Coating/Cladding Concentricity	≤ 12 μ m
Coating non-circularity	≤ 5 %

Lengths Standard lengths up to 50.4 km

Mechanical Specifications

Proof Test

The entire length is subjected to a tensile proof stress > 0.7 GPa (100 kpsi); 1% strain equivalent

Tensile Strength

Dynamic tensile strength (0.5 meter gauge length):
Aged*** and unaged median ≥ 3.8 GPa (550 kpsi)
*** Aging at 85°C, 85% RH, 30 days

Dynamic and Static Fatigue

Dynamic fatigue $N_b \geq 20$ unaged and aged***
Static Fatigue $N_s \geq 23$ aged***

Coating Performance

Coating strip force unaged and aged****:

- Average strip force: 1 N to 3 N
 - Peak strip force: 1.3 N to 8.9 N (0.2 lbf to 2.0 lbf)
- **** Aging:
- 0°C and 45°C
 - 30 days at 85°C and 85% RH
 - 14 days water immersion at 23°C
 - Wasp spray exposure (Telcordia)

Environmental Specifications

Induced attenuation @ 1310, 1550 nm	(dB/km)
Temperature cycling performance (-60°C to 85°C)	≤ 0.05
Temperature humidity cycling (-10°C to 85°C, 4-98% RH)	≤ 0.05
Water immersion (23°C, 14 days)	≤ 0.05
Dry heat (85°C, 30 days)	≤ 0.05
Damp heat (85°C, 85% RH, 30 days)	≤ 0.05

Typical Characterization Values

Nominal zero dispersion slope		0.085 ps/nm ² km
Effective group index	@ 1310 nm	1.467
	@ 1550 nm	1.468
	@ 1625 nm	1.468
Backscatter coefficient (1 NS pulse width)	@ 1310 nm	- 79.4 dB
	@ 1550 nm	- 81.7 dB
	@ 1625 nm	- 82.5 dB

Median dynamic tensile strength 750 kpsi (5.3 GPa)
(aged at 85°C, 85% RH, 30 days, 0.5 m gauge length)

The Draktel Optical Fibre policy of continuous improvement may cause in changed specifications without prior notice