



ABSORÇÃO ATIVA DE ONDAS ALEATÓRIAS EM CANAL DE ONDAS POR REDES
NEURAIS

Áureo Igor Wanderley Ramos

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Oceânica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia Oceânica.

Orientador: Antonio Carlos Fernandes

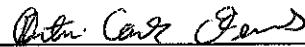
Rio de Janeiro
Setembro de 2019

ABSORÇÃO ATIVA DE ONDAS ALEATÓRIAS EM CANAL DE ONDAS POR REDES
NEURAIAS

Áureo Igor Wanderley Ramos

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO
LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE)
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS
REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM
CIÊNCIAS EM ENGENHARIA OCEÂNICA.

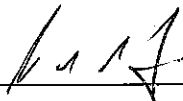
Examinada por:



Prof. Antonio Carlos Fernandes, Ph.D.



Prof. Carlos Antonio Levi da Conceição, Ph.D.



Prof. Joel Sena Sales Júnior, D.Sc.



Eng. Allan Carré de Oliveira, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL
SETEMBRO DE 2019

Ramos, Áureo Igor Wanderley

Absorção ativa de ondas aleatórias em canal de ondas por redes neurais/Áureo Igor Wanderley Ramos. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2019

XI, 57 p.: il.; 29,7 cm.

Orientador: Antonio Carlos Fernandes

Dissertação (mestrado) – UFRJ/COPPE/Programa de Engenharia Oceânica, 2019.

Referências Bibliográficas: p. 55 – 57.

1. Absorção ativa de ondas. 2. Geração de ondas. 3. Teoria linear de ondas. 4. Ondas aleatórias. 5. Redes neurais artificiais. I. Fernandes, Antonio Carlos. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Oceânica. III. Título.

Agradecimentos

Agradeço primeiramente ao Programa de Engenharia Oceânica (PENO), que, através das pessoas que o integram, ofereceu todas as condições necessárias e me capacitou para esta realização. Agradeço também ao Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia (COPPE) e à Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ) pelo apreço à pesquisa e divulgação científica e o fomento aos debates e discussões de temas afetos à sociedade.

Ao professor Antonio Carlos Fernandes, o Tatalo, pela confiança em prontamente me acolher como orientando. Sempre que necessário, pude contar com sua orientação e seu apoio nos momentos mais complicados da pesquisa.

Aos colegas do Laboratório de Ondas e Correntes (LOC), que durante meses foi uma espécie de segunda casa. Agradeço, especialmente, a Vanessa Thomaz, o Joel Sena, o Luiz Ferreira, o Daniel Costa e o Emerson Andrade.

Aos amigos que fiz durante o período em que morei no Rio para cumprir esse enorme desafio, em especial o Fábio Cavalcanti, o Thiago Freitas, o Markus Rupp e o Rafael Passos. Cada um deles, por razões distintas e em momentos diversos, foram importantes e contribuíram, direta ou indiretamente, para a execução dessa pesquisa.

Agradeço ao CNPq e à FAPERJ cujas contribuições, através dos auxílios financeiros da bolsa de mestrado e do programa Bolsa Nota 10, respectivamente, foram essenciais para a execução desse trabalho de pesquisa.

Ao Makyó Félix pela colaboração demonstrada em gestos de complacência e empatia.

À Luíza Wanderley por ter estado ao meu lado dando incentivo e apoio durante todo o tempo.

Não poderia concluir os agradecimentos sem deixar de mencionar minha família, em especial os meus pais, que nunca pouparam esforços para possibilitar uma educação e formação profissional de qualidade. Estão sempre ao meu lado incentivando e, nos momentos de dificuldade, são porto seguro.

Resumo da Dissertação apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

ABSORÇÃO ATIVA DE ONDAS ALEATÓRIAS EM CANAL DE ONDAS POR REDES NEURAIS

Áureo Igor Wanderley Ramos

Setembro/2019

Orientador: Antonio Carlos Fernandes

Programa: Engenharia Oceânica

Um canal de ondas tem como objetivo principal reproduzir condições marítimas reais, a fim de proporcionar um meio de testes confiável para modelos em escala reduzida. A realização dos ensaios em escala é de extrema importância para a validação de um projeto na escala real, uma vez que, através das relações de similitude, tais testes possibilitam o prever o comportamento de estruturas no oceano bem como seu desempenho durante a operação. O presente trabalho tem como objetivo desenvolver, testar e validar um algoritmo de controle ativo para absorção de ondas num canal 2D – isto é, quando as ondas se propagam numa única direção – baseado em redes neurais artificiais. O algoritmo de controle baseado em rede neural fundamenta-se na teoria linear de ondas e no princípio da reversibilidade temporal da propagação das ondas, ou seja, o fenômeno da absorção de ondas corresponde à geração de ondas quando observada no sentido reverso do tempo. Através deste princípio, dados de experimentos de geração de ondas, após devidas manipulações, são utilizados para treinar uma rede neural artificial capaz de gerar o sinal de controle utilizado para movimentar o dispositivo gerador de ondas, dessa vez, como absorvedor.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

ACTIVE ABSORPTION OF RANDOM WAVES IN WAVE FLUME USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Áureo Igor Wanderley Ramos

September/2019

Advisor: Antonio Carlos Fernandes

Department: Ocean Engineering

A wave flume is primarily intended to reproduce actual sea conditions in order to provide a reliable means of testing for small scale models. The realization of scaled tests is extremely important for the validation of a project in real scale, since, through the laws of similitude, such tests make it possible to predict the behavior of structures in the ocean as well as their performance during operation. This research aims to develop, test and validate an active control algorithm for wave absorption in a 2D wave channel – that is, when the waves propagate in only one direction – based on artificial neural networks (ANN). The ANN control algorithm relies on the linear wave theory and the principle of time reversal of wave propagation, i.e. the phenomenon of wave absorption corresponds to the wave generation when observed in the reverse direction of time. Through this principle, data from wave generation experiments, after proper manipulation, are used to train an ANN capable of generating the control signal used to move the wave generator device, this time as a wave absorber.

SUMÁRIO

Agradecimentos.....	iv
Lista de figuras.....	viii
Lista de tabelas.....	xi
1 INTRODUÇÃO.....	1
1.1 Objetivos.....	2
1.2 Visão geral.....	4
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	5
2.1 Teoria linear de ondas.....	5
2.1.1 Geração de ondas.....	6
2.1.2 Absorção de ondas.....	10
2.2 Redes neurais artificiais.....	16
3 METODOLOGIA.....	22
3.1 Geração de ondas.....	24
3.1.1 Ondas regulares.....	26
3.1.2 Ondas aleatórias.....	26
3.2 Absorção de ondas.....	32
3.2.1 Treinamento da rede neural.....	35
4 RESULTADOS.....	39
4.1 Geração de ondas.....	39
4.2 Absorção de ondas.....	45
5 CONCLUSÕES.....	52
5.1 Sugestões para trabalhos futuros.....	53
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	55

Lista de figuras

Figura 1. Representação de canal de ondas com gerador e absorvedor ativo tipo flap.	2
Figura 2. Representação geométrica do gerador de ondas e sistema de coordenadas	7
Figura 3. Oscilação do batedor e elevação da onda gerada <i>versus</i> tempo	9
Figura 4. Curvas H/S <i>versus</i> kd para diferentes relações h/d do batedor tipo flap	10
Figura 5. (a) Placa atuando como gerador e (b) placa atuando como absorvedor	11
Figura 6. Oscilação do absorvedor e onda absorvida <i>versus</i> tempo	12
Figura 7. Sistema de controle por filtros digitais proposto por (CHRISTENSEN e FRIGAARD, 1994).....	12
Figura 8. Resposta ideal (vermelho) vs resposta real do filtro digital projetado (branco) da amplitude no domínio da frequência	14
Figura 9. Espectro de energia (E_T - Total, E_i - onda incidente, E_r - onda refletida)	15
Figura 10. Diagrama de Venn simplificado da aplicação das redes neurais.....	16
Figura 11. Estrutura de rede neural (cada nó representa um neurônio, cada conexão, uma sinapse).....	18
Figura 12. Função degrau (resposta do <i>perceptron</i>).....	19
Figura 13. Função sigmoide (resposta do neurônio sigmoide).....	20
Figura 14. Representação do canal de ondas 2D do LOC com instalação da praia passiva	22
Figura 15. Desenho esquemático do sistema de aquisição de dados e controle do absorvedor.....	24
Figura 16. Arranjo do canal de ondas para os ensaios de geração com o gerador (acima) e com o absorvedor (abaixo).....	25
Figura 17. Cômputo do componente de frequência f_n no método RAFM.....	29
Figura 18. Relação entre espectro de energia ideal do protótipo (vermelho, truncado; azul expandido) e espectro de energia ideal do modelo a ser testado (curva em verde).....	30
Figura 19. Aplicação da técnica da reversão temporal a uma série temporal aleatória	33
Figura 20. Arranjo do canal de ondas para a absorção de ondas e sistema de referência adotado.....	34
Figura 21. Tela inicial da <i>toolbox</i> (ntstool).....	35
Figura 22. Tela para seleção dos dados de entrada e saída para treinamento da rede neural	36
Figura 23. Tela para definição da divisão percentual dos dados (treino, validação, teste).....	36

Figura 24. Tela para definição da arquitetura da rede neural, número de <i>delays</i> e neurônios ocultos.....	37
Figura 25. Tela para escolha do algoritmo para treino da rede neural	38
Figura 26. Tela para acompanhamento do treinamento da rede neural	38
Figura 27. Séries temporais obtidas do ensaio de geração de uma onda regular de período 2,0s.....	39
Figura 28. Relação H/S, teórica (linha contínua) e experimental (marcadores).....	40
Figura 29. Deslocamento da placa na geração de onda aleatória.....	41
Figura 30-A. Composição do deslocamento da placa a partir dos ensaios segmentados	41
Figura 30-B. Composição do deslocamento da placa a partir dos ensaios segmentados (continuação).....	41
Figura 30-C. Composição do deslocamento da placa a partir dos ensaios segmentados (cont.)	42
Figura 30-D. Composição do deslocamento da placa obtida a partir dos ensaios segmentados. As marcações ● indicam onde os trens de onda foram justapostos (MSE=5,38E-2cm ²).....	42
Figura 31. Elevação da superfície livre a 2,5m da placa na geração de onda aleatória	42
Figura 32-A. Composição da elevação medida a 2,5m, obtida a partir dos ensaios segmentados	43
Figura 32-B. Composição da elevação medida a 2,5m, obtida a partir dos ensaios segmentados (continuação).....	43
Figura 32-C. Composição da elevação medida a 2,5m, obtida a partir dos ensaios segmentados (continuação).....	43
Figura 32-D. Composição da elevação medida a 2,5m, obtida a partir dos ensaios segmentados. As marcações ● indicam onde os trens de onda foram justapostos (MSE=5,75E-2cm ²).....	43
Figura 33. Espectro de energia das séries temporais apresentadas na Figura 32	44
Figura 34. Convergência do método iterativo de geração de onda aleatória pelo gerador hidráulico	45
Figura 35. Comparativo entre elevação da superfície com absorção ativa (sup.) e absorção passiva (inf.) para uma onda de T=1.2s e H=3.0cm	46
Figura 36. Densidade espectral de energia das séries temporais ilustradas na Figura 35	46
Figura 37. Sinais do medidos do experimento antes (acima) e após (abaixo) aplicação da inversão temporal	47

Figura 38. Simulação da rede neural para verificar aderência à teoria linear de ondas. Acima, os sinais de entrada, abaixo o sinal de saída em comparação ao previsto pela teoria linear	48
Figura 39. Comparação dos espectros de energia dos ruídos dos sinais dos <i>wave probes</i> quando da realização dos ensaios para aquisição de dados e da validação da rede neural.....	49
Figura 40. Efeito do ruído sobre o sinal de saída da rede neural	49
Figura 41. Efeito da adição de uma onda refletida pelo absorvedor e ruído brando....	50
Figura 42. Efeito da adição de uma onda refletida pelo absorvedor e ruído intenso ...	51

Lista de tabelas

Tabela 1. Coeficientes do controlador PID do absorvedor	25
Tabela 2. Matriz de ensaios de geração de ondas regulares, os valores da tabela correspondem à relação H/λ teórica. Foram realizados os ensaios marcados em verde	26
Tabela 3. Nível de ruído adicionado à série temporal numérica e erro quadrático médio do sinal de saída da rede neural em relação ao estimado pela teoria linear	49

1 INTRODUÇÃO

A realização de ensaios experimentais em escala reduzida em canal de ondas é fundamental no desenvolvimento de projetos navais e oceânicos, especialmente na indústria de óleo e gás *offshore*. Para tal, é necessário ter bastante controle e acurácia sobre as variáveis envolvidas na execução dos testes. Nesse contexto, o projeto de pesquisa aqui apresentado visa melhorar o sistema de absorção ativa de ondas ora implementado no canal de ondas do Laboratório de Ondas e Correntes (LOC) (PASSOS, 2015), ligado ao Programa de Engenharia Oceânica da COPPE.

As ondulações refletidas do modelo, de estruturas ou de outros elementos do canal de ondas, sem a absorção ativa, podem sofrer reflexão no gerador de ondas formando-se ondas incidentes sobre o modelo objeto do experimento. Para testes curtos com ondas regulares em um longo canal, a interferência dessas ondas nos ensaios pode ser evitada interrompendo o ensaio antes que ocorra o fenômeno da reflexão sobre o gerador de ondas, sem comprometer os resultados. Entretanto, essa prática não é conveniente quando o ensaio lida com ondas aleatórias ou o canal não é longo o suficiente.

Na ausência de absorção ativa, a reflexão sobre o gerador contamina os resultados do ensaio provocando desvios no espectro de onda incidente à medida que aumenta a energia do sistema de ondas, especialmente nas frequências naturais do sistema testado, devido à ressonância. Esse fenômeno é tão mais pronunciado quanto mais reflexiva é a estrutura testada. Em ensaios com estruturas menos reflexivas o que costuma ser observado é a formação de seichas (ondulações em baixa frequência, que costumam perdurar após a realização do teste). Devido ao baixo amortecimento nas extremidades do canal nas baixas frequências, essas ondas costumam refletir-se quase que totalmente, prejudicando os resultados do ensaio.

A absorção ativa pode, portanto, contribuir para a melhoria da qualidade e

confiabilidade dos resultados dos ensaios em tanques de ondas, diminuindo o efeito de oscilações indesejadas. Reduzindo inclusive o intervalo de tempo entre os ensaios – quando o sistema de controle apresenta desempenho satisfatório para as baixas frequências as ondas longas são absorvidas mais rapidamente.

De maneira geral, os sistemas de absorção ativa podem ser divididos em dois tipos: aqueles baseados em medidas da elevação da superfície da água no campo distante e aqueles baseados na elevação da superfície livre medida no campo próximo do batedor de ondas (leva em consideração o efeito das ondas evanescentes). Esses conceitos serão revisitados na Seção 1.2.

É de grande importância que o LOC, um dos laboratórios do PENO, possua equipamentos e infraestrutura cada vez melhores e competitivos para produção científica no Brasil. Essa pesquisa constitui um passo importante frente à necessidade de melhoria contínua na busca pelo estado da arte na realização de ensaios em canal de ondas.

A Figura 1 apresenta de forma simplificada arranjo adotado para uso do absorvedor ativo.



Figura 1. Representação de canal de ondas com gerador e absorvedor ativo tipo flap
Fonte: Adaptado de (MELLO, 2006)

1.1 Objetivos

O objetivo geral da pesquisa é desenvolver um sistema de controle que permita a absorção de ondas regulares ou aleatórias, em canal de ondas 2D, na faixa compreendida pela teoria linear de ondas (pequenas elevações), com coeficiente de reflexão da mesma ordem de grandeza que o obtido com uso da praia passiva ($C_r \approx 6\%$) (MELLO, 2006).

Para fins de alcançar objetivo proposto, a pesquisa foi dividida em três fases, a saber:

Fase 1: Geração de ondas aleatórias, uma vez que a geração de ondas regulares já apresenta resultado satisfatório (PASSOS, 2015);

Fase 2: Absorção de ondas regulares, e;

Fase 3: Absorção de ondas aleatórias.

A fase 1 tem por objetivo aprimorar o sistema de geração de ondas para ser capaz de reproduzir com precisão um desejado estado de mar. Para tal foi utilizada a metodologia iterativa apresentada em (HUGHES, 1993), que, em poucas repetições de uma série temporal no canal de ondas, é possível atingir o espectro alvo desejado.

A fase 2 consiste numa etapa intermediária da absorção de ondas para o caso mais simples, a onda regular, e envolve o desenvolvimento e implementação de um sistema de controle do absorvedor tipo *flap*, já instalado no canal de ondas, baseado no uso de redes neurais artificiais, em alternativa ao apresentado por (PASSOS, 2015), baseado em filtros digitais do tipo FIR (*Finite Impulse Response*). Simplificadamente o sistema envolve a leitura da elevação da superfície livre da água através dos sensores de onda (*wave probes*) e a manipulação desses sinais de entrada para gerar um sinal de saída que controla o atuador da placa basculante tipo *flap*.

É importante destacar que no levantamento bibliográfico não foram encontradas referências que tenham utilizado redes neurais para lidar com o problema da absorção ativa de ondas em canal de ondas.

Por último, a fase 3 trata da generalização da metodologia empregada na fase anterior, para o caso de uma onda aleatória e de pequenas elevações, de modo a satisfazer as condições da teoria linear de onda.

O sistema atual de absorção ativa de ondas do canal do LOC apresenta desempenho similar ao da praia passiva, conforme (PASSOS *et al.*, 2016), porém é limitado à absorção de ondas regulares. Existe, portanto, margem para aprimorar

significativamente o sistema de controle de absorção de ondas daquele canal.

1.2 Visão geral

No Capítulo 2 são abordados os aspectos teóricos, através da revisão da literatura disponível, que fundamentam a metodologia desenvolvida e aplicada nesta pesquisa. É dado destaque à teoria linear de ondas, em especial, à questão da geração e absorção de ondas, comumente conhecida como “o problema do batedor”, cuja solução é bem conhecida e costuma ser apresentada em cursos introdutórios de hidrodinâmica.

A metodologia da pesquisa é apresentada no Capítulo 3, que aborda a geração de ondas aleatórias e, em maior detalhe, a absorção de ondas por redes neurais, treinadas através da aplicação da técnica da reversão temporal (*time reversal technique*).

Os resultados da pesquisa são apresentados e discutidos no Capítulo 4. São realizadas análises qualitativas e quantitativas dos resultados e comparados com os resultados de outros trabalhos, inclusive já realizados no próprio canal de ondas do LOC.

Por fim, o Capítulo 5 traz as conclusões decorrentes das análises dos resultados alcançados e também sugere e dá indicações de trabalhos futuros, que permitam aprimorar as limitações observadas.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo são apresentadas as premissas nas quais o modelo teórico é fundamentado.

2.1 Teoria linear de ondas

Um fluido em escoamento, sob certas condições, pode ter os efeitos da viscosidade desprezados, como é o caso do movimento de ondas, que, em geral, tem a camada limite fina e bem comportada e em todo domínio o fluido se comporta, de fato, como invíscido. Este escoamento ideal pode ser analisado a partir da Equação 1, resultado da aplicação do teorema do transporte de Reynolds à equação da conservação do momento (NEWMAN, 2017).

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho u_i) + \frac{\partial u_i}{\partial x_j}(\rho u_i u_j) = \frac{\partial \tau_{ij}}{\partial x_j} + F_i \quad \text{Eq. 1}$$

Assumindo se tratar de um escoamento incompressível e de densidade constante, a equação da continuidade toma a forma da Equação 2.

$$\frac{\partial u_i}{\partial x_i} = 0 \quad \text{Eq. 2}$$

Para se chegar à Equação 3 (Equação de Euler), basta: (i) aplicar a regra da cadeia à Equação 1; (ii) desprezar as tensões cisalhantes, e; (iii) considerar a força gravitacional como única força de campo.

$$\frac{\partial u_i}{\partial t} + u_j \frac{\partial u_i}{\partial x_j} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial x_j} - g_j \quad \text{Eq. 3}$$

A hipótese do escoamento incompressível e invíscido, expressa através da Equação de Euler (Equação 3), conduz ao teorema de Kelvin da conservação da circulação, que afirma que: em um fluido ideal sujeito à forças conservativas, a circulação é constante ao longo de qualquer contorno material fechado que se move

com o fluido (NEWMAN, 2017).

Através de manipulações algébricas e aplicação do teorema de Stokes, chega-se, portanto, à Equação 4, que equivale a dizer que, desde que o campo de velocidades seja contínuo e diferenciável, um escoamento incompressível ideal é, também, irrotacional, ou seja, o vetor vorticidade é nulo.

$$\nabla \times \mathbf{V} = 0 \quad \text{Eq. 4}$$

Neste caso, pode ser demonstrado que o campo de velocidades pode ser expresso pelo gradiente de uma função escalar, o potencial de velocidades (ϕ), ou seja, que um campo vetorial irrotacional, contínuo e diferenciável pode sempre ser representado como o gradiente de uma função escalar.

$$\mathbf{V} = \nabla \phi \quad \text{Eq. 5}$$

A substituição da Equação 5 na equação da continuidade leva à Equação de Laplace (Equação 6), que expressa a conservação da massa no escoamento potencial e consiste na equação diferencial parcial governante para ser resolvida em função de ϕ (NEWMAN, 2017).

$$\nabla^2 \phi = \frac{\partial^2 \phi}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \phi}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 \phi}{\partial z^2} = 0 \quad \text{Eq. 6}$$

À luz da teoria do escoamento potencial, regido pela Equação de Laplace, considerando-se apenas os efeitos de primeira ordem (teoria linear de ondas ou *Airy wave theory*), será abordado o problema de valor de contorno da geração e absorção de ondas num canal.

2.1.1 Geração de ondas

As equações governantes do problema do batido de ondas bidimensional são amplamente conhecidas e seus fundamentos foram lançados a partir do trabalho de (HAVELOCK, 1929).

Considerando o sistema de coordenadas conforme apresentado na Figura 2, que representa um canal de ondas bidimensional de comprimento infinito, para se determinar a elevação da superfície livre da água em resposta à oscilação da placa tipo *flap* do gerador de ondas, devem ser determinadas as condições de contorno e determinada a função $\phi(x,z,t)$ que é solução da Equação de Laplace que representa o problema.

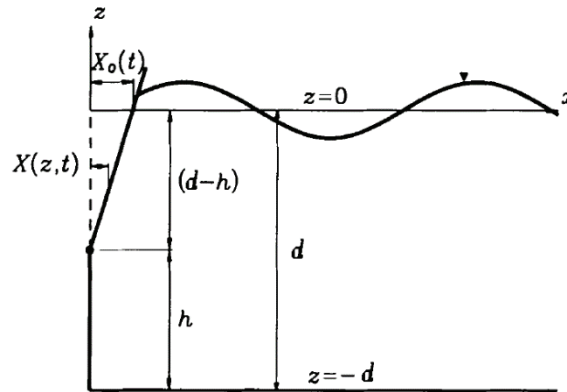


Figura 2. Representação geométrica do gerador de ondas e sistema de coordenadas
Fonte: adaptado de (HUGHES, 1993)

A Equação 7 corresponde à condição de contorno no fundo do canal (horizontal, não permeável), onde a componente vertical da velocidade do fluido é nula.

$$\frac{\partial \phi}{\partial z} = 0, \text{ em } z = -d \quad \text{Eq. 7}$$

As Equações 8 e 9 correspondem, respectivamente, às condições de contorno cinemática e dinâmica na superfície livre ($z=0$ devido à linearização).

$$\frac{\partial \eta}{\partial t} - \frac{\partial \phi}{\partial z} = 0, \text{ em } z = 0 \quad \text{Eq. 8}$$

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + g\eta = 0, \text{ em } z = 0 \quad \text{Eq. 9}$$

A Equação 10 é resultado da combinação das Equações 8 e 9 e equivale à condição de contorno na superfície livre.

$$\frac{\partial^2 \phi}{\partial t^2} + g \frac{\partial \phi}{\partial z} = 0, \text{ em } z = 0 \quad \text{Eq. 10}$$

A última condição de contorno corresponde à condição cinemática aplicada na posição do batedor e é dada pela Equação 11, onde $f(z)$ é dada pela Equação 12.

$$\frac{\partial \phi}{\partial x} = f(z) \frac{\partial X_0(t)}{\partial t} \quad \text{Eq. 11}$$

$$f(z) = \begin{cases} (1 - z/(d - h)), & 0 > z > d - h \\ 0, & d - h > z > -d \end{cases} \quad \text{Eq. 12}$$

A Equação de Laplace toma a forma da Equação 13 (caso bidimensional):

$$\frac{\partial^2 \phi}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \phi}{\partial z^2} = 0 \quad \text{Eq. 13}$$

A demonstração completa da solução ϕ do problema do batedor é facilmente encontra na literatura, como em (HUGHES, 1993), e foge ao escopo dessa pesquisa, uma vez que o interesse está em obter a elevação da superfície livre em resposta a um movimento harmônico do batedor.

Tomando a Equação 14 para descrever o deslocamento do batedor na superfície livre como um movimento harmônico simples, a elevação da superfície livre é dada pela Equação 15 (CHRISTENSEN, 1995).

$$X(t) = A \sin \omega t \quad \text{Eq. 14}$$

$$\eta(t) = AK_f \sin\left(\omega t - kx + \frac{\pi}{2}\right) + AK_n \sin(\omega t) \quad \text{Eq. 15}$$

Onde K_f e K_n são dados pelas Equações 16 e 17 (KUSUMAWINAHYU *et al.*, 2006).

$$K_f = \frac{4 \sinh kd}{\sinh 2kd + 2kd} \left[\sinh kd + \frac{(\cosh kh - \cosh kd)}{k(d - h)} \right] \quad \text{Eq. 16}$$

$$K_n = \sum_{n=1}^{\infty} \frac{4 \sin k^{[n]}d}{\sin 2k^{[n]}d + 2k^{[n]}d} \left[\sin k^{[n]}d - \frac{(\cos k^{[n]}h - \cos k^{[n]}d)}{k^{[n]}(d - h)} \right] e^{-k^{[n]}x} \quad \text{Eq. 17}$$

A primeira parcela da Equação 15 corresponde à onda progressiva, que se propaga afastando-se do batedor. A segunda parcela da Equação 15 corresponde à onda evanescente, uma onda acoplada ao movimento do batedor e que decai exponencialmente com a distância em relação a este.

O número de onda (k) da onda progressiva se relaciona com a frequência

angular da oscilação do batedor através da equação da dispersão da onda progressiva (Equação 18). Enquanto o número de onda dos modos evanescentes ($k^{[n]}$) são as soluções da equação da dispersão dada pela Equação 19.

$$\omega^2 = kg \tanh kd \quad \text{Eq. 18}$$

$$\omega^2 = -k^{[n]}g \tan k^{[n]}d \quad \text{Eq. 19}$$

O rápido decaimento exponencial dos modos evanescentes permite desprezar seus efeitos a uma distância três vezes superior à profundidade do canal (BIÉSEL e SUQUET, 1951). As equações que seguem são aplicadas ao campo distante do batedor, onde os efeitos das ondas evanescentes são desconsiderados.

A generalização do movimento do batedor para o caso da onda aleatória é apresentada na Equação 20, onde o deslocamento é descrito como uma soma de infinitas componentes de frequência, cada qual com sua fase e amplitude específicas.

$$X(t) = \sum_{n=1}^{\infty} A_n \sin(\omega_n t + \varphi_n) \quad \text{Eq. 20}$$

Analogamente à Equação 15, a Equação 21 corresponde à onda progressiva aleatória associada ao movimento do batedor dado pela Equação 20.

$$\eta(t) = \sum_{n=1}^{\infty} A_n K_{fn} \sin\left(\omega_n t - k_n x + \varphi_n + \frac{\pi}{2}\right) \quad \text{Eq. 21}$$

Pode-se observar que, para a geração da onda, o movimento do batedor está defasado $\pi/2$ radianos em relação à elevação da superfície livre, como ilustrado na Figura 3.

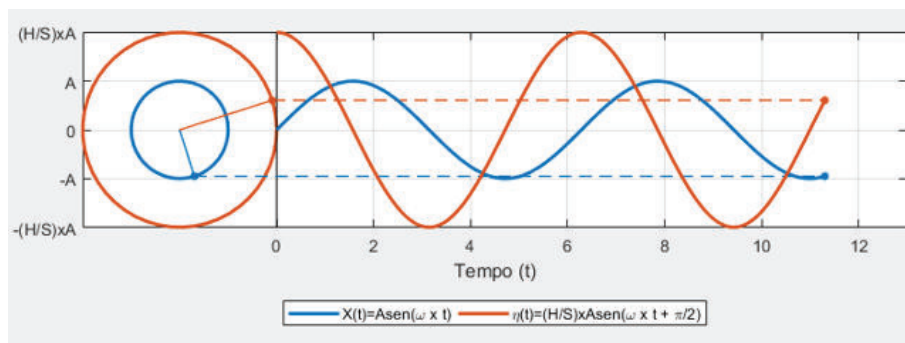


Figura 3. Oscilação do batedor e elevação da onda gerada versus tempo

Uma importante relação que se obtém das expressões demonstradas é a função de transferência – curva H/S – que relaciona a amplitude da onda gerada e o deslocamento do batedor na superfície livre no domínio da frequência e é dada pela Equação 22.

$$\frac{H}{S} = \frac{4 \sinh kd}{\sinh 2kd + 2kd} \left[\sinh kd + \frac{(\cosh kh - \cosh kd)}{k(d-h)} \right] \quad \text{Eq. 22}$$

É importante observar que o experimento de geração de onda é tão mais aderente à Equação 22 quanto menor a elevação da onda, ou seja, a relação entre a altura da onda e o comprimento de onda não deve ser superior a 3% (URSELL *et al.*, 1960).

A Figura 4 apresenta o comportamento teórico da função de transferência H/S *versus* o produto adimensional kd para diferentes valores da relação h/d.

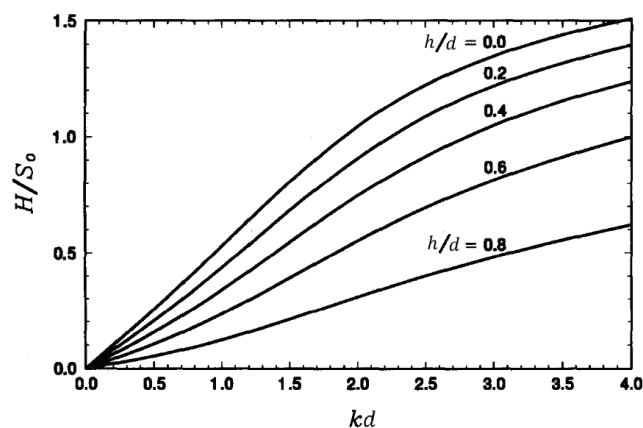


Figura 4. Curvas H/S *versus* kd para diferentes relações h/d do batedor tipo flap
Fonte: (HUGHES, 1993)

2.1.2 Absorção de ondas

A absorção de ondas em canal de ondas pode ser realizada com uso de uma praia passiva – em geral um plano inclinado numa extremidade do canal – ou através de um absorvedor ativo (do tipo pistão, *flap*, cunha, pneumático...).

A absorção ativa tem a vantagem de não se estender sobre o domínio fluido do experimento em realização no canal além de, pelo menos na teoria linear, alcançar coeficientes de reflexão muito baixos ou até mesmo zero (NEWMAN, 2008).

A Figura 5 apresenta duas situações distintas para o movimento da placa plana posicionada num canal de bordas infinitas. Na situação (a) a placa atua como gerador de ondas, há oposição de fase entre as duas ondas progressivas, que se afastam do batedor.

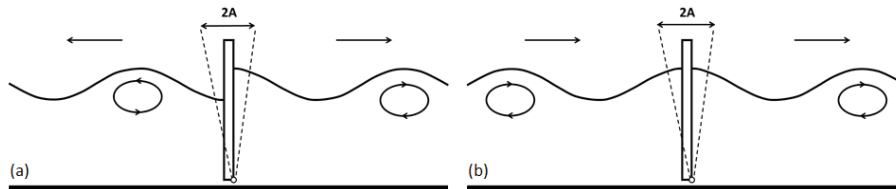


Figura 5. (a) Placa atuando como gerador e (b) placa atuando como absorvedor
 Fonte: adaptado de (SCHÄFFER e KLOPMAN, 2000)

Na situação ilustrada na Figura 5 (b), observa-se que as ondas se propagam em fase e no mesmo sentido da onda incidente sobre o batedor. O absorvedor ideal, portanto, corresponde a um dispositivo que se comporta como se fosse transparente à onda sobre ele incidente.

De maneira análoga às Equações 20 e 21, preservando o sistema de referência da Figura 2, as equações da teoria linear de ondas que relacionam a elevação da superfície livre e o movimento do absorvedor ideal são dadas pelas Equações 23 e 24.

$$\eta(t) = \sum_{n=1}^{\infty} A_n K_{f_n} \sin(\omega_n t + k_n x + \varphi_n) \quad \text{Eq. 23}$$

$$X_{\text{absorção}}(t) = \sum_{n=1}^{\infty} A_n \sin\left(\omega_n t + \varphi_n + \frac{\pi}{2}\right) \quad \text{Eq. 24}$$

Diferentemente do observado para a geração da onda, no caso da absorção, o movimento da placa está adiantado $\pi/2$ radianos em relação à onda incidente, como ilustrado na Figura 6.

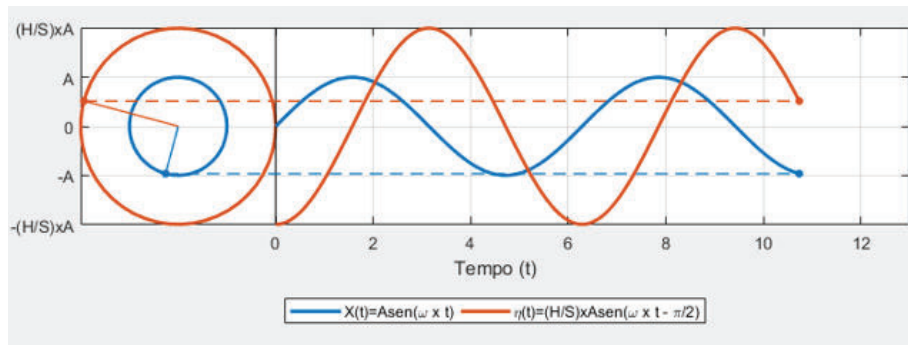


Figura 6. Oscilação do absorvedor e onda absorvida versus tempo

Apesar da aparente simplicidade das equações que relacionam o movimento da placa à onda progressiva gerada e a onda incidente ao movimento ideal para absorção, implementar o sistema de controle para a absorção ativa exige a capacidade de filtrar, a partir das elevações medidas (sinais de entrada), a onda incidente sobre o batedor, para poder determinar seu movimento (sinal de saída).

O sistema de controle da absorção ativa apresentado por (CHRISTENSEN e FRIGAARD, 1994) envolve uso de filtros digitais (*Finite Impulse Response*). Os sinais de elevação dos sensores de onda (*wave probes*) são filtrados e somados para gerar o sinal de controle do movimento do absorvedor, como ilustrado na Figura 7.

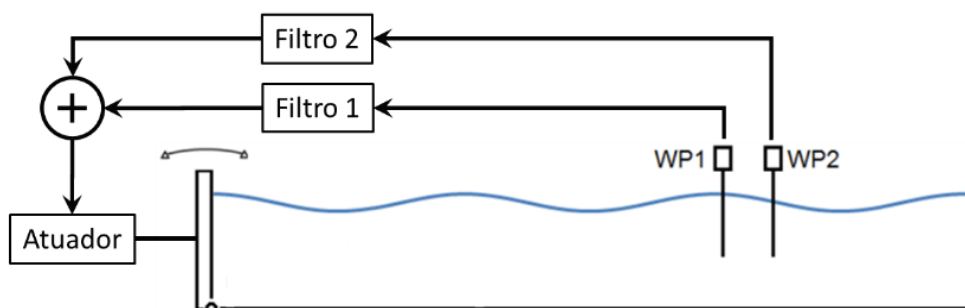


Figura 7. Sistema de controle por filtros digitais proposto por (CHRISTENSEN e FRIGAARD, 1994)

As equações seguintes correspondem ao desenvolvimento apresentado por (CHRISTENSEN, 1995) e correspondem à análise simplificada para o caso de uma onda monocromática, ao final, por generalização, a análise é estendida ao caso geral da onda aleatória linear.

A Equação 25 representa a elevação da superfície livre do canal de ondas, para o referencial na posição da placa basculante. A_I corresponde à amplitude da onda incidente sobre a placa e A_R , à amplitude da onda que se propaga no sentido de

afastamento da placa.

$$\eta(x, t) = A_I \cos(\omega t + kx + \varphi_I) + A_R \cos(\omega t - kx + \varphi_R) \quad \text{Eq. 25}$$

Considerando a Equação 25, a Equação 24 toma a forma da Equação 26, que corresponde ao movimento necessário da placa basculante para absorver a onda incidente.

$$X_{\text{absorção}}(t) = \frac{1}{K(\omega)} A_I \cos\left(\omega t + \varphi_I + \frac{\pi}{2}\right) \quad \text{Eq. 26}$$

Aplicando a Equação 25 na posição dos sensores de onda obtém-se as Equações 27 e 28.

$$\eta(x_1, t) = A_I \cos(\omega t + kx_1 + \varphi_I) + A_R \cos(\omega t - kx_1 + \varphi_R) \quad \text{Eq. 27}$$

$$\eta(x_2, t) = A_I \cos(\omega t + kx_2 + \varphi_I) + A_R \cos(\omega t - kx_2 + \varphi_R) \quad \text{Eq. 28}$$

Por simplificação, é feita a substituição indicada na Equação 29, onde Δx corresponde à distância entre os sensores de onda.

$$x_2 = x_1 + \Delta x \quad \text{Eq. 29}$$

Por hipótese, pode ser assumida uma transformação no domínio da frequência sobre os sinais dos *wave probes* (Equações 27 e 28), através de uma mudança de fase ($\varphi_1(\omega)$ e $\varphi_2(\omega)$) e um ganho, $D(\omega)$, que leva às Equações 30 e 31, respectivamente.

$$\begin{aligned} \eta^*(x_1, t) = D(\omega) A_I \cos(\omega t + kx_1 + \varphi_I + \varphi_1(\omega)) \\ + D(\omega) A_R \cos(\omega t - kx_1 + \varphi_R + \varphi_1(\omega)) \end{aligned} \quad \text{Eq. 30}$$

$$\begin{aligned} \eta^*(x_2, t) = D(\omega) A_I \cos(\omega t + kx_1 + k\Delta x + \varphi_I + \varphi_2(\omega)) \\ + D(\omega) A_R \cos(\omega t - kx_1 - k\Delta x + \varphi_R + \varphi_2(\omega)) \end{aligned} \quad \text{Eq. 31}$$

A Equação 32 ($X^*_{\text{absorção}}$) corresponde à soma dos sinais modificados dos sensores de onda (η^*).

$$X^*_{\text{absorção}}(t) = \eta^*(x_1, t) + \eta^*(x_2, t) \quad \text{Eq. 32}$$

Igualando a Equação 26 à Equação 32 chega-se à Equação 33.

$$X_{absorção}^*(t) = X_{absorção}(t) \quad \text{Eq. 33}$$

Resolvendo a Equação 33 para $D(\omega)$, $\varphi_1(\omega)$ e $\varphi_2(\omega)$ chega-se aos resultados dados pelas Equações 34, 35 e 36, que correspondem ao ganho e fase de cada um dos filtros digitais (FIR) aos quais devem ser submetidos os sinais dos *wave probes*.

$$D(\omega) = \frac{1}{K(\omega)} \frac{1}{2 \cos\left(-k\Delta x + \frac{\pi}{2}\right)} \quad \text{Eq. 34}$$

$$\varphi_1(\omega) = -kx_1 - k\Delta x + \pi \quad \text{Eq. 35}$$

$$\varphi_2(\omega) = -kx_1 \quad \text{Eq. 36}$$

As Equações 34, 35 e 36 determinam os filtros digitais FIR ideais para absorver ondas aleatórias a partir de um arranjo com dois sensores de onda.

Uma limitação inerente ao método apresentado por (CHRISTENSEN e FRIGAARD, 1994), evidenciada na Figura 8, reside no fato que o filtro FIR projetado, devido à discretização, apresenta desempenho correspondente ao ideal, dado pelas Equações 34, 35 e 36 apenas para um número limitado de frequências, tanto para o ganho (amplitude), como para a fase.

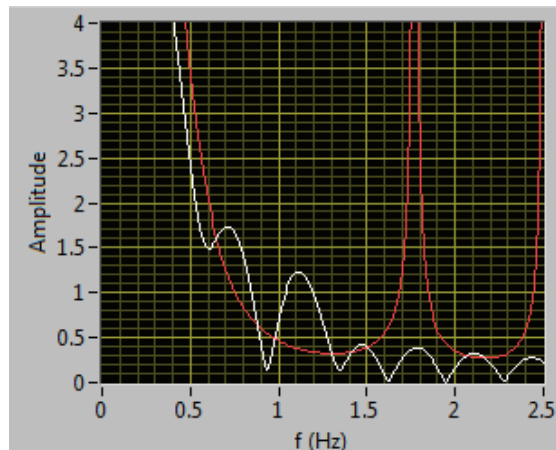


Figura 8. Resposta ideal (vermelho) vs resposta real do filtro digital projetado (branco) da amplitude no domínio da frequência

O desempenho de um sistema de absorção pode ser medido a partir do cálculo do coeficiente de reflexão (C_r), que corresponde ao quociente entre a altura da onda refletida e a altura da onda incidente. No caso de uma onda monocromática, este conceito tem fácil aplicação, podendo ser utilizada a Equação 37, bastando decompor

a onda incidente e refletida através de algum dos métodos apresentados por (NALLAYARASU *et al.*, 1995).

$$C_r = \frac{H_r}{H_i} \quad \text{Eq. 37}$$

No caso de ondas aleatórias, (GODA e SUZUKI, 1976) propõem o modelo integral. Trata-se de uma decomposição do espectro de energia medido, dado que este nada mais é que a soma do espectro de energia da onda incidente com a onda refletida, como ilustra a Figura 9.

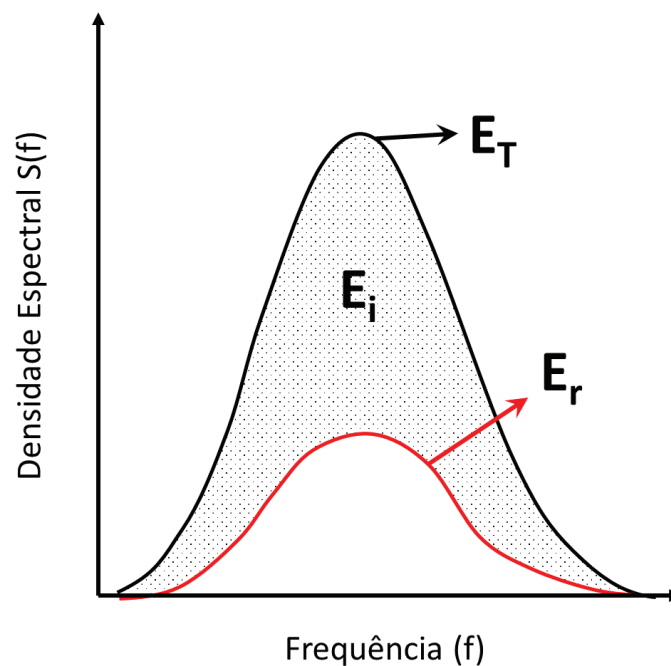


Figura 9. Espectro de energia (E_T - Total, E_i - onda incidente, E_r - onda refletida)

No método proposto por (GODA e SUZUKI, 1976), o coeficiente de reflexão é função da frequência e calculado através da Equação 38.

$$C_r(f) = \sqrt{\frac{E_r}{E_i}} \quad \text{Eq. 38}$$

A energia do espectro da onda refletida e incidente são calculadas através da Equação 39.

$$E_j = \int_{f_{\min}}^{f_{\max}} S_j(f) df \quad \text{Eq. 39}$$

2.2 Redes neurais artificiais

Rede neural artificial é um modelo computacional, ou algoritmo, cuja arquitetura é inspirada no funcionamento das redes neurais biológicas, presentes no sistema nervoso dos animais. Os primeiros estudos, que permitiram o desenvolvimento das redes neurais artificiais tais como as conhecemos hoje, foram realizados em meados do século XX, pelo cientista Frank Rosenblatt, inspirados nos trabalhos de Warren McCulloch e Walter Pitts, conforme (NIELSEN, 2015). É importante ressaltar que uma rede neural artificial não reproduz o funcionamento de uma rede neural biológica, mas, por apresentar diversas características em comum a esta, tais sistemas computacionais acabaram por ser assim nomeados.

Para fins de desambiguação, sempre que mencionado “rede neural”, no presente trabalho, faz-se referência à rede neural artificial.

Conforme ilustrado na Figura 10, as redes neurais têm vasta aplicação na área da inteligência artificial (IA), mais especificamente no campo do aprendizado de máquina (*machine learning*) e *deep learning*. Embora não faça parte do escopo deste trabalho, cabe descrever melhor esses conceitos da ciência da computação e cujas aplicações abrangem as mais diversas áreas do conhecimento.

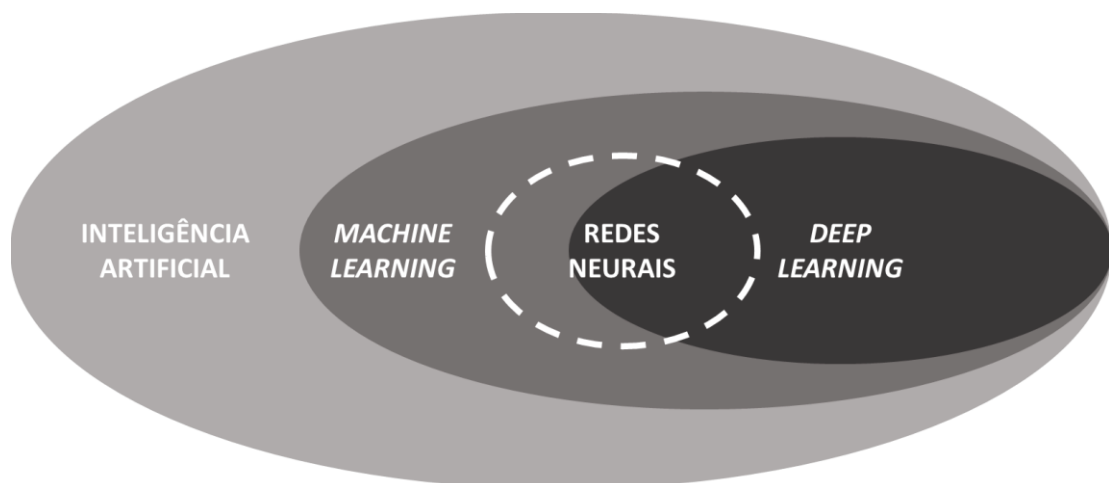


Figura 10. Diagrama de Venn simplificado da aplicação das redes neurais
Fonte: adaptado de (MATLAB, 2019b)

Em linhas gerais, a inteligência artificial consiste em qualquer técnica que

permita uma máquina simular a inteligência humana, sendo capaz de perceber e interpretar dados e tomar decisões, executar ações e aprender com base nesses dados e ações (MATLAB, 2019b). Por exemplo, um robô capaz de jogar uma partida de xadrez em alto nível.

O *machine learning* é um conjunto de técnicas computacionais e de análise de dados (*data analytics*) que permite ao computador aprender a partir da experiência, semelhantes aos seres humanos. Os algoritmos de *machine learning* utilizam métodos que permitem o aprendizado diretamente a partir dos dados, sem que seja necessário predeterminar uma equação ou modelo. Tais algoritmos são capazes de aprimorar seu desempenho de maneira adaptativa, a medida em que é ampliado o conjunto de dados disponíveis para o aprendizado (MATLAB, 2019c).

As técnicas de aprendizado de *machine learning* podem ser divididas em dois grandes grupos: supervisionado ou não-supervisionado. As redes neurais supervisionadas são treinadas através de técnicas de regressão ou classificação, com exemplos de entradas e suas saídas desejadas, sendo muito utilizadas para modelagem e controle de sistemas dinâmicos, classificação de ruído e previsões de eventos futuros; enquanto as redes não-supervisionadas são treinadas através da técnica de agrupamento (*clustering*), deixando-se adaptarem sozinhas às novas entradas, sendo mais utilizadas para descobrir distribuições, identificar padrões ocultos ou estruturas intrínsecas nos dados de entrada (MATLAB, 2019c).

O *deep learning* pode ser entendido como uma forma especializada do *machine learning* (MATLAB, 2019d). No *deep learning* costumam ser aplicadas as técnicas de aprendizado não supervisionadas, a partir de grandes bancos de dados. A sua acurácia pode ultrapassar a da capacidade humana.

Em oposição ao *deep learning*, há o *shallow learning*, cuja diferença se deve ao fato deste utilizar poucas camadas de neurônios (2 ou 3), enquanto o *deep learning* chega a utilizar 150 (MATLAB, 2019d).

Como mencionado no início desta Seção 2.2, há semelhanças entre as redes

neurais artificiais e biológicas. A Figura 11 representa a arquitetura de uma rede neural que possui quatro camadas, aos elementos dessas camadas dá-se o nome de neurônio e cada um desses neurônios possui sua própria função de ativação, que relaciona o valor de uma entrada (*input*) a um valor de saída (*output*). Às camadas intermediárias, dá-se o nome de camadas ocultas (*hidden layers*).

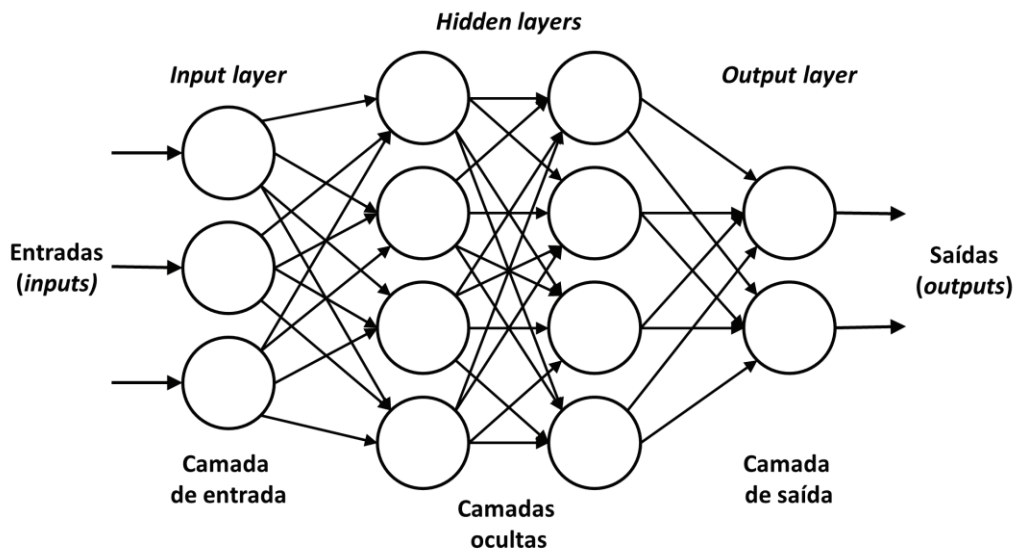


Figura 11. Estrutura de rede neural (cada nó representa um neurônio, cada conexão, uma sinapse)

Uma rede neural é um grafo direcionado por pesos, onde cada nó é um neurônio artificial e as conexões são as sinapses; podendo ter diversas camadas, sendo uma camada de entrada dados, uma de saída de resposta e uma ou mais camadas ocultas (*hidden layers*) de processamento (Figura 11). As camadas ocultas têm como função transformar a entrada em algo significativo de tal forma que a camada de saída possa interpretar (RAWAT *et al.*, 2018; SAVARAM, 2017).

Há, basicamente, dois tipos de neurônios: o binário ou *perceptron* e o sigmoidal. O *perceptron* recebe valores binários como entrada e retorna como saída um valor também binário. O valor da saída, 0 ou 1, é determinado quando a soma ponderada dos valores das entradas é superior a um determinado limiar (*bias* ou viés). O que define o *perceptron* são seus pesos e o viés. Uma limitação desse tipo de neurônio ocorre quando uma pequena mudança no peso ou no viés provoca uma grande mudança no valor de saída, o que pode ser crítico para certas aplicações,

como no reconhecimento de caracteres numéricos (NIELSEN, 2015). Para superar essa limitação é utilizado o neurônio sigmoidal. Importante destacar que o treinamento de uma rede neural consiste exatamente no processo de calibrar os pesos e vieses, a fim de se estabelecer a relação mais precisa entre as entradas e saídas.

A função de ativação do *perceptron* é dada pela Equação 40, onde \mathbf{w} é o vetor dos pesos, \mathbf{x} é o vetor de *inputs* e b é o viés.

$$\theta(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b) = \begin{cases} 0, & \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b \leq 0 \\ 1, & \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b > 0 \end{cases} \quad \text{Eq. 40}$$

A Figura 12 representa a função de ativação do *perceptron*.

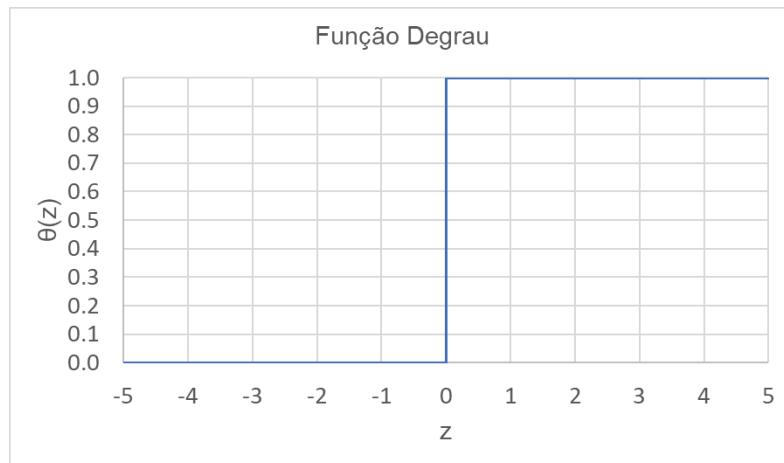


Figura 12. Função degrau (resposta do *perceptron*)

Os neurônios sigmoidais são semelhantes aos *perceptrons*, mas modificados para que pequenas mudanças em seus pesos e vieses provoquem pequenas mudanças no valor de saída (*output*). Este é o fato crucial que permite a uma rede neural de neurônios sigmoidais aprender (NIELSEN, 2015).

A Equação 41 corresponde à função de ativação do neurônio sigmoidal.

$$\sigma(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b) = \frac{1}{1 + e^{-(\sum \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b)}} \quad \text{Eq. 41}$$

A Figura 13 representa a resposta da função sigmoide, função de ativação do neurônio sigmoidal.

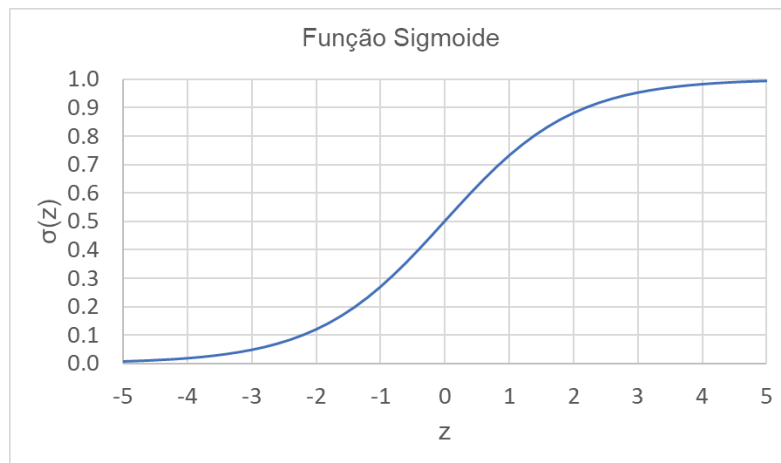


Figura 13. Função sigmoide (resposta do neurônio sigmoideal)

Há a possibilidade de a rede neural ser retroalimentada, diferente da rede neural representada na Figura 11 (*feedforward*), ou seja, é possível inserir *loops* de *feedback*. A esse tipo de rede neural dá-se o nome de rede neural recorrente (*recurrent neural network*). Apesar de as redes neurais recorrentes serem capazes de resolver com maior facilidade determinados tipos de problemas, estas têm sido menos utilizadas que as redes *feedforward*, em parte devido às limitações, até então, dos algoritmos de aprendizado (NIELSEN, 2015).

Em um sistema de controle, é necessário que haja o reconhecimento de padrões de entrada e saída para que o sistema possa agir eficazmente diante de qualquer situação. Isto pode ser feito manualmente, programando-se todas as possibilidades de entrada com suas respectivas respostas esperadas.

Entretanto, em diversos casos, fazer este processo é impossível, seja pela imensa quantidade de possibilidades, como pela impossibilidade de se prever as entradas futuras. Nestes casos, a aplicação dos conceitos de *machine learning* é uma forma eficiente de contornar o problema. Como comentado anteriormente, é possível ensinar a máquina a reagir de acordo com a entrada aplicada, treinando-a com exemplos de entradas e saídas. Com isto, a máquina pode aprender por meio da busca de padrões, classificações, regressões etc. (MATLAB, 2019a).

O reconhecimento de padrões é uma das formas como atuam as redes neurais no controle de sistemas dinâmicos. No caso do presente trabalho, para a absorção de

ondas aleatórias a rede neural foi treinada com diversos dados de ondas geradas (séries temporais da elevação da superfície da água) e como elas devem ser absorvidas (séries temporais do movimento do absorvedor). Desta forma, a rede busca padrões para reconhecer as ondas a serem absorvidas e como atuar na absorção, utilizando as séries temporais.

O algoritmo padrão utilizado para o treinamento de uma rede neural consiste em minimizar o erro quadrático médio (*mean squared error*, MSE), denotado na Equação 42, através da técnica do gradiente descendente (NIELSEN, 2015).

$$MSE(\mathbf{w}, \mathbf{b}) = \frac{1}{2n} \sum_x \|y(x) - \mathbf{a}\|^2 \quad \text{Eq. 42}$$

Na Equação 42: w denota todos os pesos e b todos os vieses da rede neural; n é o número de dados de entrada de treinamento; y é a saída desejada da rede neural, e; a é o vetor de dados de saída da rede neural para o vetor de entradas x (NIELSEN, 2015).

O objetivo, portanto, da aplicação do gradiente descendente à Equação 42 é determinar os valores dos pesos (w) e vieses (b) que minimizem a função objetivo (MSE). Para computar o valor do gradiente da função objetivo é utilizado o algoritmo da retropropagação (*backpropagation algorithm*), cuja discussão foge ao escopo deste trabalho, mas pode ser encontrada em (NIELSEN, 2015).

3 METODOLOGIA

Com base nos fundamentos e princípios apresentados e discutidos no Capítulo 2 foram desenvolvidos métodos específicos para alcançar os objetivos apresentados na Seção 1.1.

A Figura 14 ilustra o canal de ondas do LOC. Ele possui 30m de comprimento, 1m de largura e 1m de profundidade, usualmente o nível da água é mantido em 80cm. Numa de suas extremidades há um gerador de ondas do tipo *flap*, acionado hidráulicamente, na outra, uma praia passiva fixa de 8m de comprimento, para absorção das ondas. Posicionada à, aproximadamente, 16m de distância do gerador de ondas, há uma placa basculante, acionada por um atuador eletromecânico. Quando necessário, essa placa pode ser facilmente desacoplada do atuador e rebatida para o fundo do canal, conferindo certa flexibilidade à instalação.

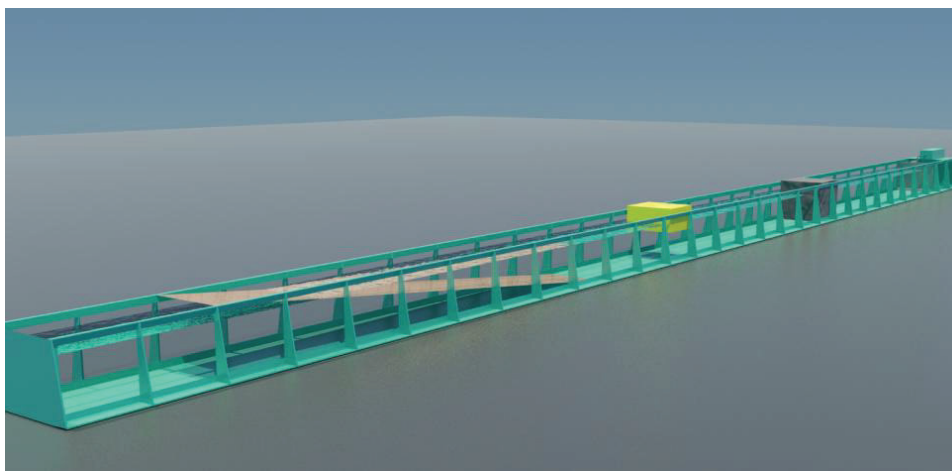


Figura 14. Representação do canal de ondas 2D do LOC com instalação da praia passiva
Fonte: (PASSOS, 2014)

Adicionalmente também é possível instalar uma praia passiva, de dimensões reduzidas, temporariamente, para certos tipos de ensaios, como será apresentado na Seção 3.1.

Além das instalações físicas do LOC, para implementar o ferramental necessário à solução dos problemas os quais essa pesquisa visa solucionar, foi necessário o desenvolvimento de aplicações em, basicamente, três distintos

softwares, a saber:

LabVIEW[®], uma linguagem de programação gráfica desenvolvida pela *National Instruments*[®], largamente utilizada para aplicações de controle e automação, que permite a criação de interface de usuário customizada, conhecidas como *virtual instruments*. As aplicações em LabVIEW[®] desenvolvidas foram voltadas especialmente para a interface de comunicação com o usuário (painel de controle) e *software* de controle;

MATLAB[®], desenvolvido pela Mathworks[®], consiste em uma plataforma de programação amplamente utilizada por pesquisadores e profissionais da indústria com vasta gama de aplicações. Nesta pesquisa, foi utilizada especialmente a ferramenta para solução de problemas com séries temporais dinâmicas através de redes neurais artificiais, com uso de *toolbox* específica. A integração entre o LabVIEW[®] e o MATLAB[®] se dá através de *script* específico no LabVIEW[®] que permite executar o MATLAB[®];

Excel[®], produzido pela Microsoft[®], foi utilizado para o desenvolvimento de algumas aplicações simples em VBA[®], para diversas simulações e para análise dos resultados dos experimentos realizados.

Em complemento aos *softwares* utilizados, os seguintes dispositivos compunham o sistema de aquisição de dados e controle: PC, conversor analógico-digital NI 9219 (módulo de entrada de corrente), conversor digital-analógico (D/A) NI9263 (módulo de saída de tensão, conectado ao *servo drive* do atuador), *hack cDAQ 9172* da *National Instruments*[®] para comunicação dos módulos com PC via USB, *wave probes* do tipo capacitivo, transdutor resistivo de posição da placa pivotante, condicionador de sinal 24V. A Figura 15 ilustra o arranjo do sistema de aquisição de dados e controle.

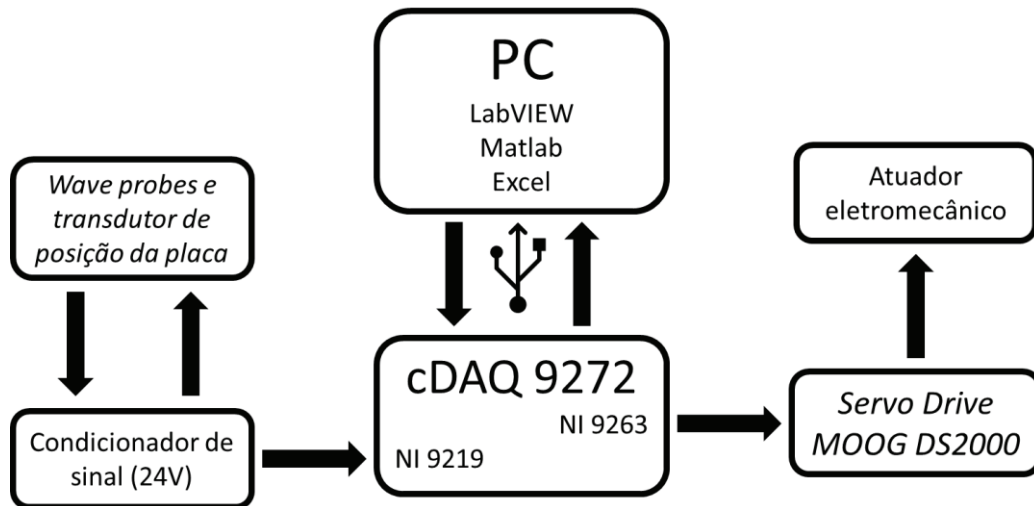


Figura 15. Desenho esquemático do sistema de aquisição de dados e controle do absorvedor

A taxa de amostragem da aquisição e envio de dados foi definida em 20Hz, dez vezes superior à frequência da onda de menor período considerada no estudo e suficiente para a execução em tempo real do *software* de controle.

Nas seções a seguir são apresentadas as metodologias específicas para implementação do algoritmo iterativo de geração de ondas aleatórias e para absorção de ondas por redes neurais.

3.1 Geração de ondas

Como explicado no início deste capítulo, o canal de ondas dispõe de duas placas do tipo pivotante. Embora as palavras “gerador” e “absorvedor” tenham significados relativos, a depender da aplicação a que se destina, de agora em diante, para fins de simplificação e desambiguação, independente do fim a que se destina, a placa posicionada na extremidade no canal será denominada gerador, enquanto a outra, posicionada no meio do canal, absorvedor.

O sistema de controle do gerador, movimentado pelo atuador hidráulico, é capaz de gerar tanto ondas regulares, com dados de amplitude e duração inseridos pelo usuário, como ondas aleatórias, inseridas a partir de arquivo que contenha a série temporal do movimento do atuador que se deseja reproduzir. Metodologia similar foi

aplicada ao software do absorvedor, que pode executar seu movimento de três formas distintas: a partir de uma série temporal carregada pelo usuário através de um arquivo; a partir de uma amplitude e frequência definidas pelo usuário no painel de controle, para o caso de uma onda monocromática, ou; em resposta, pela rede neural, aos sinais dos *wave probes*, para fins de absorção de ondas.

Como foi desenvolvido um novo *software* de controle em LabVIEW® para o absorvedor, foi implementado um sistema de controle do tipo PID (proporcional, integral e derivativo) em alternativa àquele apresentado em (PASSOS, 2015). Optou-se pela adoção desse tipo de controle pela facilidade de implementação, especialmente no LaVIEW®, que possui rotinas específicas para ajustes dos coeficientes, e pelo desempenho alcançado no intervalo de frequências de interesse (0,5 a 2,0Hz). A Tabela 1 apresenta os parâmetros do controlador PID e seu tempo morto (intervalo de tempo entre variação do sinal de controle e início da resposta do absorvedor).

Tabela 1. Coeficientes do controlador PID do absorvedor

Parâmetro	Valor
Kc	Proporcional 0,7680
Ti (min)	Integral 0,2750
Td (min)	Derivativo 0,0012
Tempo morto (ms)	<i>Dead time</i> 200

A Figura 16 ilustra o arranjo do canal de ondas para a execução dos ensaios de geração de ondas, onde são dispostos dois ou mais *wave probes* para fazer a aquisição dos dados de elevação da superfície da água em pontos específicos ao longo do comprimento do canal.

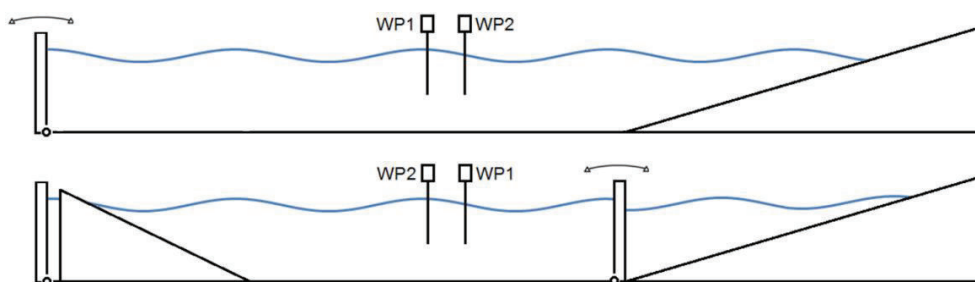


Figura 16. Arranjo do canal de ondas para os ensaios de geração com o gerador (acima) e com o absorvedor (abaixo)

Fonte: Adaptado de (PASSOS, 2015)

3.1.1 Ondas regulares

Um estudo robusto e bastante completo das características de geração da onda regular pelo gerador hidráulico é apresentado em (RAMIREZ, 2013). De maneira similar, a fim de verificar as características de geração de onda regular pelo absorvedor eletromecânico, foram realizados diversos ensaios de geração de ondas regulares conforme a Tabela 2.

Tabela 2. Matriz de ensaios de geração de ondas regulares, os valores da tabela correspondem à relação H/A teórica. Foram realizados os ensaios marcados em verde

Período (s)	Desloc. (cm)										
	0.5	1.0	2.0	3.0	4.0	5.0	6.0	7.0	8.0	9.0	10.0
0.50	2%	5%	9%	14%	19%	23%	28%	32%	37%	42%	46%
0.60	2%	3%	6%	9%	12%	15%	18%	21%	25%	28%	31%
0.70	1%	2%	4%	6%	9%	11%	13%	15%	17%	19%	21%
0.80	1%	2%	3%	5%	6%	8%	9%	11%	12%	14%	15%
0.90	1%	1%	2%	3.3%	4%	6%	7%	8%	9%	10%	11%
1.00	0%	1%	2%	2%	3.3%	4%	5%	6%	7%	7%	8%
1.10	0%	1%	1%	2%	2%	3%	4%	4%	5%	6%	6%
1.20	0%	0%	1%	1%	2%	2%	3%	3%	4%	4%	5%
1.30	0%	0%	1%	1%	1%	2%	2%	2%	3%	3%	4%
1.40	0%	0%	1%	1%	1%	1%	2%	2%	2%	3%	3%
1.50	0%	0%	0%	1%	1%	1%	1%	2%	2%	2%	2%
1.60	0%	0%	0%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	2%	2%
1.70	0%	0%	0%	0%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	2%
1.80	0%	0%	0%	0%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%
1.90	0%	0%	0%	0%	0%	1%	1%	1%	1%	1%	1%
2.00	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	1%	1%	1%	1%

A partir dos resultados dos ensaios é possível determinar a função de transferência do sistema de geração de ondas – relação H/S, entre a altura de onda e o deslocamento do gerador de ondas, em função da frequência – e comparar com os resultados previstos pela teoria linear de ondas, com base na aplicação da Equação 22. Estes resultados são apresentados na Seção 4.1.

3.1.2 Ondas aleatórias

Uma vez que os atuadores das placas instaladas no canal de ondas do LOC são servomecanismos, a metodologia para a geração de uma onda aleatória no canal

de ondas em nada difere daquela para a onda regular, exceto pelo processo de síntese da série temporal do sinal de controle do atuador (HUGHES, 1993), etapa que antecede a geração da onda no canal.

Ainda de acordo com (HUGHES, 1993), de modo geral, três são as formas de síntese:

Determinística: a elevação da superfície assume uma distribuição gaussiana, mas alguma característica da onda pode ser controlada, a partir de restrições aplicadas às variáveis do processo. Pode resultar em condições não realistas de estados de mar;

Parcialmente determinística: resulta numa distribuição gaussiana da elevação da superfície, mas é aplicada alguma restrição à alguma das variáveis aleatórias do processo, como a fase ou amplitude;

Não determinística: a elevação da superfície é representada por um processo estacionário ergódico, com distribuição gaussiana. Não são aplicadas restrições às variáveis aleatórias no processo de síntese.

Existem, na literatura, argumentos a respeito das vantagens e deficiências de cada um desses métodos (HUGHES, 1993), embora o escopo deste trabalho consista na aplicação das metodologias.

Neste trabalho são abordadas as metodologias parcialmente determinística e não determinística para a síntese de séries temporais de ondas aleatórias conforme apresentado por (HUGHES, 1993).

Um exemplo de método de síntese de série temporal aleatória não determinístico é o método *Nondeterministic Spectral Amplitude* (NSA), cuja série temporal pode ser expressa conforme a Equação 43.

$$\eta(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{N/2} [a_n \cos(2\pi f_n t) + b_n \sin(2\pi f_n t)] \quad \text{Eq. 43}$$

O primeiro termo corresponde ao valor médio da série e os coeficientes a_n e b_n

são variáveis aleatórias independentes com distribuição normal e média zero, cujo desvio padrão é dado pela Equação 44.

$$\sigma_n = \sqrt{S(f_n)\Delta f} \quad \text{Eq. 44}$$

Onde $S(f_n)$ corresponde aos valores discretos do espectro de energia unilateral no qual a série temporal se baseia.

Para sintetizar uma série temporal a partir do método NSA basta seguir os passos abaixo:

1. Discretizar o espectro de energia unilateral no qual a série temporal se baseia em intervalos de frequência Δf ;
2. Gerar uma sequência de pares de números aleatórios α_n e β_n , que tenham distribuição normal, média zero e variância unitária;
3. Calcular os coeficientes a_n e b_n conforme Equações 45 e 46;

$$a_n = \alpha_n \sqrt{S(f_n)\Delta f} \quad \text{Eq. 45}$$

$$b_n = \beta_n \sqrt{S(f_n)\Delta f} \quad \text{Eq. 46}$$

4. Substituir os valores dos coeficientes na Equação 43.

Este método é não determinístico devido ao fato que tanto amplitude, Equação 47, quanto fase, Equação 48, de cada componente de frequência são não determinísticos.

$$A_n = \sqrt{a_n^2 + b_n^2} \quad \text{Eq. 47}$$

$$\theta_n = \tan^{-1} \frac{b_n}{a_n} \quad \text{Eq. 48}$$

Cada série temporal gerada a partir do método NSA tem um espectro de energia que se aproxima do espectro alvo. Quanto maior o número de realizações, mais a média dos espectros de energia das realizações se aproxima do espectro alvo.

Uma variação singela do método NSA é método *Random Amplitude and Frequency Method* (RAFM), onde as componentes discretas de frequência, f_n , da Equação 43, são selecionadas aleatoriamente no intervalo de frequência Δf como

ilustrado na Figura 17, onde ε é um número aleatório, segundo distribuição uniforme, do intervalo $[0, \Delta f]$.

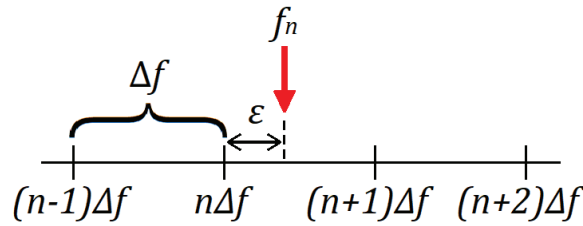


Figura 17. Cômputo do componente de frequência f_n no método RAFM

Um método parcialmente determinístico para síntese de uma série temporal aleatória que corresponde a um espectro alvo é o *Deterministic Spectral Amplitude* (DSA), que assume que a elevação da superfície é dada pelo ruído branco gaussiano dado pela Equação 49.

$$\eta(t) = \frac{c_0}{2} + \sum_{n=1}^{N/2} c_n \cos(2\pi f_n t - \varphi_n) \quad \text{Eq. 49}$$

Para sintetizar uma série aleatória através do método DSA basta executar o algoritmo a seguir:

1. Gerar uma sequência de números aleatórios uniformemente distribuídos no intervalo $[0, 2\pi]$, que correspondem à fase aleatória ϕ_n ;
2. Aplicar a Equação 50 para calcular a amplitude em cada componente de frequência;

$$c_n = \sqrt{2S(f_n)\Delta f} \quad \text{Eq. 50}$$

3. Substituir os valores calculados de c_n e ϕ_n na Equação 49.

O método DSA é parcialmente determinístico porque, embora a fase seja aleatória, a amplitude é especificada, conforme a Equação 50.

Independentemente do método de síntese utilizado, a partir da Equação 22, é possível transformar a série temporal obtida para a elevação da superfície da água, numa série temporal do deslocamento do batedor, que, por fim, é utilizada para a geração de ondas.

Para a implantação dos métodos de síntese das séries temporais aleatórias

aqui apresentadas, os algoritmos discutidos anteriormente foram desenvolvidos em VBA numa planilha em Excel[®]. A Figura 18 apresenta a aba da planilha onde o usuário define os dados de entrada para definição do espectro teórico ideal a partir do qual a série temporal numérica é gerada, conforme escolha do método (DSA, NSA ou RAFM). O espectro de energia é truncado nas frequências de corte, inferior e superior, limitadas pela capacidade de geração do sistema de controle conforme (ITTC, 2002).

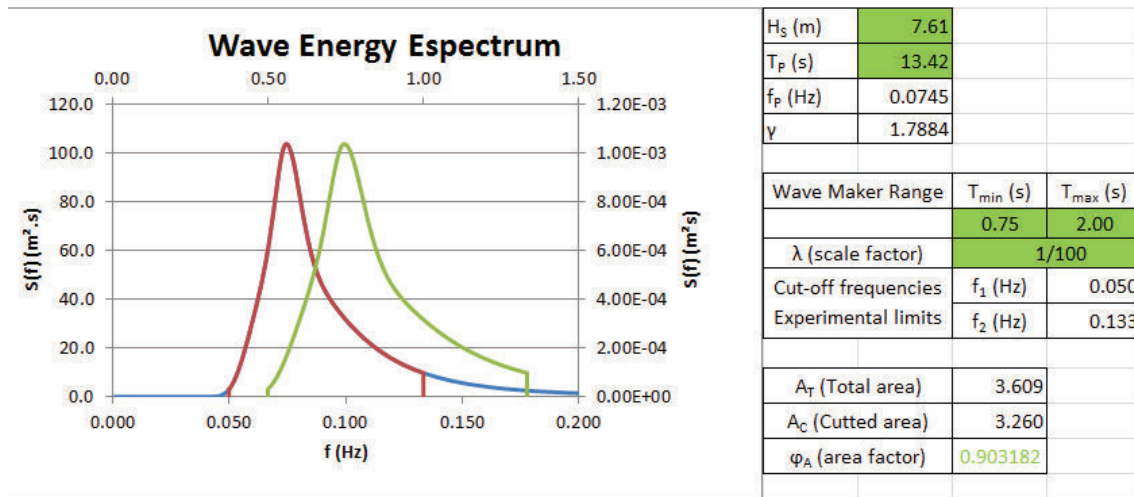


Figura 18. Relação entre espectro de energia ideal do protótipo (vermelho, truncado; azul expandido) e espectro de energia ideal do modelo a ser testado (curva em verde)

O usuário define o período de pico (T_p), altura significativa (H_s) da onda, o fator de escala do experimento que deseja realizar e o método de síntese (NSA, RAFM ou DSA). Como modelo de espectro de energia da onda é utilizada a Equação 51, trata-se de um modelo JONSWAP ajustado para as Bacias de Campos e Santos (CENPES, 2005). O fator de escala do algoritmo considera equivalência com o número de Froude entre o modelo e o protótipo.

$$S(f) = \frac{5}{16} H_s^2 \times T_p \left(\frac{f_p}{f} \right)^5 (1 - 0.287 \ln \gamma) \times \exp \left[-1.25 \left(\frac{f}{f_p} \right)^{-4} \right] \times \gamma^{\exp \left[-(f - f_p)^2 / (2\sigma^2 f_p^2) \right]} \quad \text{Eq. 51}$$

Onde:

H_s – Altura significativa;

T_p – Período de pico;

f_p – frequência de pico;

f – frequência;

$$\gamma = 6,4 \times T_p^{-0,491}$$

σ – parâmetro de forma.

De acordo com (FUNKE e MANSARD, 1987, *apud* HUGHES, 1993), nem sempre é possível reproduzir num ensaio em canal de ondas as séries temporais discretas ideais, em especial devido a efeitos de não linearidade, desconhecimento da exata função de transferência do batedor (curva H/S), transferência de energia entre ondas de frequências adjacentes durante a propagação ou escoamento de água entre as paredes do canal e a placa do batedor, causando perda de energia em baixas frequências.

Visando superar tais limitações, (HUGHES, 1993) apresenta um método iterativo para atingir o espectro alvo durante a realização de um ensaio. Os seguintes passos devem ser seguidos:

1. Selecionar o espectro de energia alvo a ser reproduzido;
2. Transformar, a partir dos métodos apresentados, o espectro de energia numa série temporal de movimento do batedor;
3. Realizar o experimento de geração com a série temporal calculada, aquisitando a série temporal de elevação ao longo do canal de ondas;
4. Determinar a função de transferência no domínio do tempo dada pela Equação 52:

$$T_{rn}(f_n) = \frac{[S(f_n)]_{alvo}}{[S(f_n)]_{medido}} \quad \text{Eq. 52}$$

Aplicar esta função de transferência ao espectro de energia da série temporal do movimento do batedor;

5. Sintetizar uma nova série temporal, corrigida pela função de transferência dada pela Equação 52;
6. Repetir o procedimento 3, 4 e 5 até que seja atingido resultado satisfatório.

3.2 Absorção de ondas

Conforme visto no Capítulo 2, a teoria linear de ondas, que preserva o princípio da superposição, fundamenta-se na teoria do escoamento potencial, que, por sua vez, implica conservação da energia. Ou seja, em última análise, mantidas as premissas que garantam a validade da teoria linear, onde os efeitos dissipativos são desprezíveis, o fenômeno de propagação das ondas na superfície livre é reversível no tempo. É neste princípio da reversibilidade temporal da propagação das ondas que está lastreada a metodologia para a absorção de ondas.

Tomando, por exemplo a Equação 43, avaliada no intervalo de tempo $[0, t_{\text{máx}}]$, o princípio da reversibilidade temporal implica que a transformação linear dada pela Equação 53 é válida e fisicamente realizável. A validade da reversibilidade temporal, neste caso, equivale a dizer que, observando a reprodução de um registro em vídeo da propagação de uma onda que respeita a teoria linear, não é possível determinar se o vídeo está sendo reproduzido tal e qual como foi gravado ou de trás para frente. Consequência direta do princípio da superposição, válido para a teoria linear.

$$t' = t_{\text{máx}} - t \quad \text{Eq. 53}$$

Em suma, a realização de um ensaio de geração de ondas, aleatórias ou não, corresponde a um ensaio de absorção de ondas, se observado no sentido reverso do tempo, desde que garantidas as condições da teoria linear de ondas e que os efeitos dissipativos sejam desprezíveis, a Figura 19 ilustra a aplicação da transformação linear dada pela Equação 53.

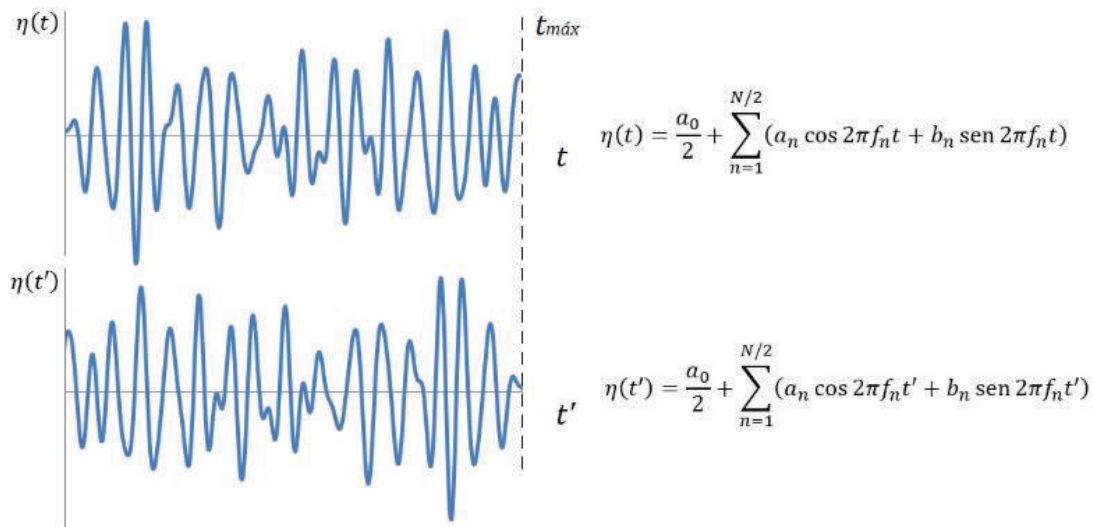


Figura 19. Aplicação da técnica da reversão temporal a uma série temporal aleatória

É na propriedade da reversibilidade do fenômeno de propagação das ondas que o método desenvolvido para a absorção de ondas se fundamenta. A partir dos dados dos *wave probes* e do transdutor de posição da placa pivotante coletados dos experimentos de geração de ondas descritos na Seção 3.1, com a devida aplicação da técnica da reversão no tempo, têm-se os dados de absorção da onda correspondente, que são utilizados para treinar a rede neural, a qual posteriormente é utilizada no algoritmo de controle do absorvedor.

A grande vantagem desse método é que, como ele utiliza dados reais dos experimentos, ele dispensa a necessidade de se determinar a função transferência real do sistema do absorvedor (relação H/S), pois a rede neural a determina implicitamente, quando, através do processo de treino, estabelece a relação entre entradas (sinais dos *wave probes*) e saídas (sinal de controle do deslocamento do absorvedor). Além disso, a rede neural é treinada com os dados brutos aquiridos dos experimentos, inclusive os ruídos dos sinais dos sensores, o que contribui para um melhor desempenho quando de sua implantação.

A Figura 20 ilustra o arranjo e sistema de referência adotado para treino da rede neural. A onda incidente corresponde àquela que se propaga em direção ao absorvedor, ela quem rege a resposta da rede neural. A onda refletida corresponde àquela que se propaga no sentido contrário ao da onda incidente.

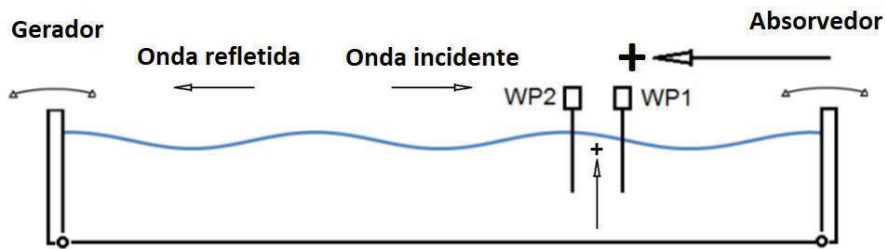


Figura 20. Arranjo do canal de ondas para a absorção de ondas e sistema de referência adotado

A rede neural deve ser treinada de modo a decompor as elevações medidas, a partir dos sinais dos *wave probes*, em onda incidente e onda refletida, tal e qual a metodologia proposta por (CHRISTENSEN, 1995), apresentada na Seção 2.1.2.

À onda refletida, deve ser atribuída resposta nula ao movimento do bater; já à onda incidente, deve ser atribuído o movimento necessário para a absorção. Considerando que a onda incidente equivale a uma onda refletida no sentido inverso do tempo (aplicando o princípio da reversibilidade temporal), o movimento necessário para a absorção dessa onda incidente corresponde exatamente à aplicação da reversão temporal ao movimento de geração dessa mesma onda observada no sentido inverso do tempo, como uma onda refletida.

Portanto, para construir a base de dados necessária para treinar a rede neural é suficiente os dados dos ensaios de geração de ondas e a aplicação do princípio da superposição. As séries temporais dos ensaios de geração são revertidas no tempo, gerando um novo conjunto de séries. Às séries temporais dos ensaios de geração originais, é atribuída resposta nula ao movimento do absorvedor. Já às séries temporais revertidas no tempo, é preservada a série temporal correspondente do movimento do absorvedor, também revertida no tempo. Ao fim, têm-se dois conjuntos de séries temporais que reúnem *inputs* (sinais dos *wave probes*) e *outputs* (sinais de controle do movimento do absorvedor). Os elementos desses conjuntos são combinados linearmente, dois a dois, gerando um único conjunto de dados que é utilizado para, finalmente, treinar a rede neural.

3.2.1 Treinamento da rede neural

Para desenvolver a rede neural foi utilizada a *toolbox ntstool* (*Neural Net Time Series*) do Matlab®, voltada para solução de problemas com séries temporais através do uso de redes neurais *feedforward* com duas camadas de neurônios sigmoidais ocultos (*shallow learning*) e neurônios lineares na camada de saída (*output layer*). O aplicativo ajuda o usuário a carregar os dados de entrada, definir a arquitetura da rede neural, o algoritmo de treinamento e avaliar seu desempenho a partir de análises de regressão e do erro quadrático médio (MSE).

A *toolbox* permite resolver três tipos distintos de problemas não lineares com séries temporais. Foi utilizada a solução *Nonlinear Input-Output*, conforme Figura 21.

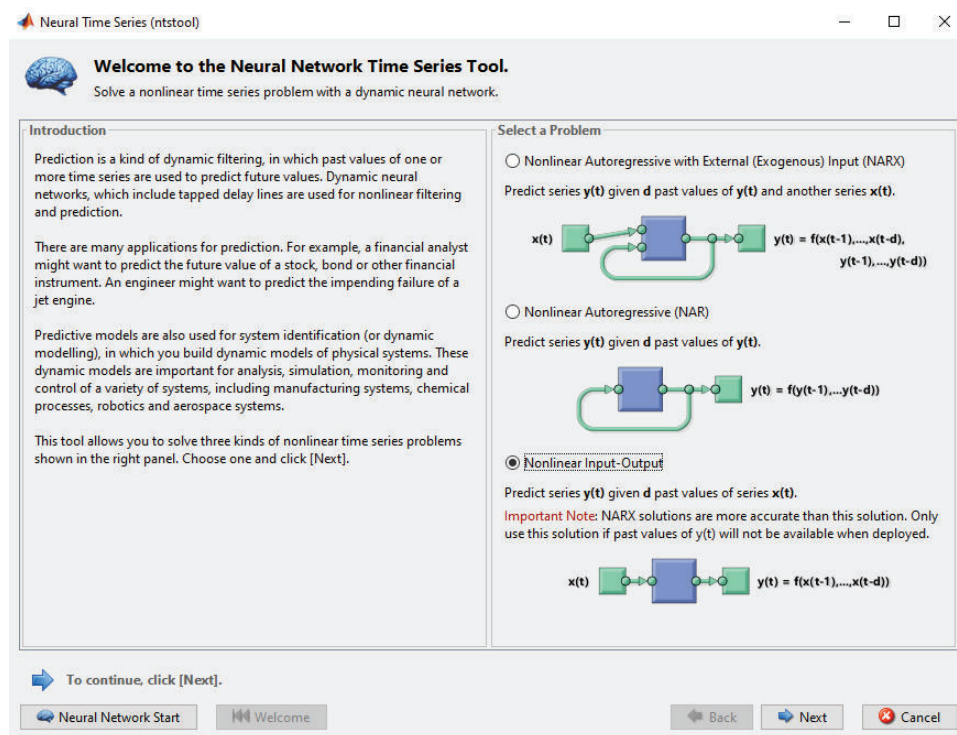


Figura 21. Tela inicial da *toolbox* (ntstool)

A etapa seguinte à escolha do tipo de problema a ser resolvido pela rede neural corresponde à seleção dos dados de entrada. São carregados os *inputs* da rede neural, em seguida os *outputs* correspondentes, conforme a Figura 22. Esses dados são provenientes da manipulação dos resultados dos ensaios de geração de onda, ajustados a partir da metodologia apresentada na Seção 3.2.

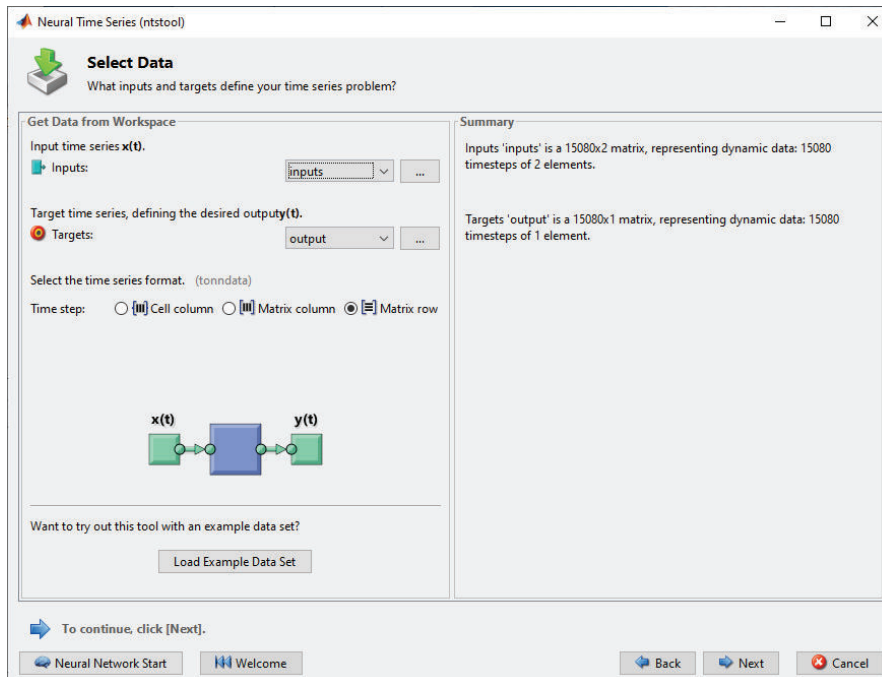


Figura 22. Tela para seleção dos dados de entrada e saída para treinamento da rede neural

Em seguida, conforme a Figura 23, é definido de que forma o conjunto de dados (*inputs* e *outputs*) será dividido em três subconjuntos: treino, utilizado para o treinamento da rede neural; validação, utilizado para mensurar a generalização e para interromper o treinamento quando a generalização deixa de progredir; teste, utilizado para medir o desempenho da rede neural de modo alternativo durante e após o treino, não tem efeito sobre o treinamento.

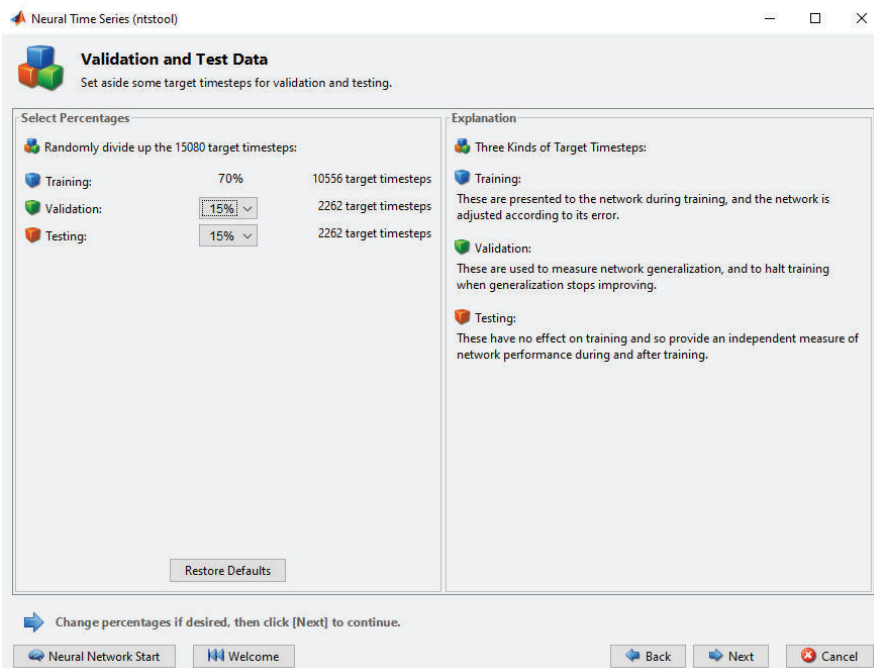


Figura 23. Tela para definição da divisão percentual dos dados (treino, validação, teste)

O usuário, na tela seguinte (Figura 24), pode definir as características da arquitetura da rede neural: o número de neurônios das camadas ocultas, e; o número de *delays*, que corresponde ao comprimento da fila (*buffer*) do vetor de *inputs* utilizado para cada passo de tempo (*timestep*) da rede neural. Foram utilizados 16 neurônios por camada oculta, e 40 *delays*, equivalente a um *buffer* de 2s (40x0,05), dado que a taxa de aquisição é de 20Hz (0,05s).

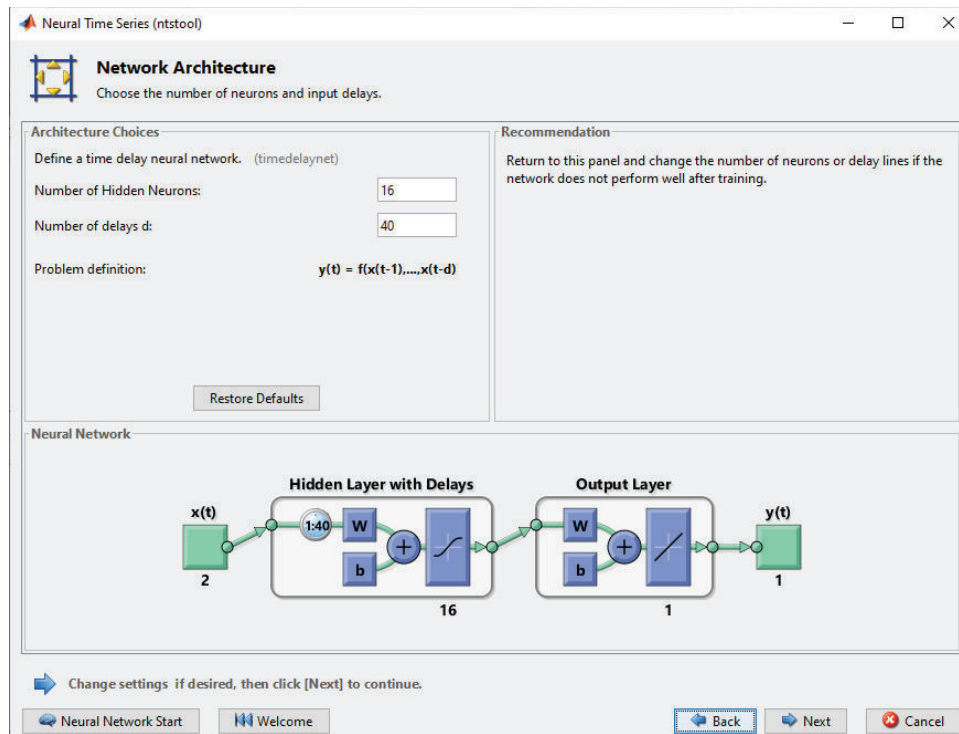


Figura 24. Tela para definição da arquitetura da rede neural, número de *delays* e neurônios ocultos

Antes de iniciar a execução do treinamento da rede neural, o usuário pode determinar o algoritmo de retropropagação (*backpropagation*) a ser utilizado para o treinamento, conforme Figura 25. As opções disponíveis são: *Levenberg-Marquardt*, *Bayesian regularization*, e; *scaled conjugate gradient*.

O algoritmo *Levenberg-Marquardt* é um dos mais rápidos e mais recomendado como primeira opção como algoritmo supervisionado. Já o algoritmo *Bayesian Regularization* é mais recomendado para problemas menores e com ruído. Por fim, o algoritmo *scaled conjugate gradiente* é indicado para problemas maiores, pois utiliza o cálculo do gradiente, que é mais eficiente que os cálculos dos demais algoritmos, que utilizam a matriz jacobiana (MATLAB, 2019e).

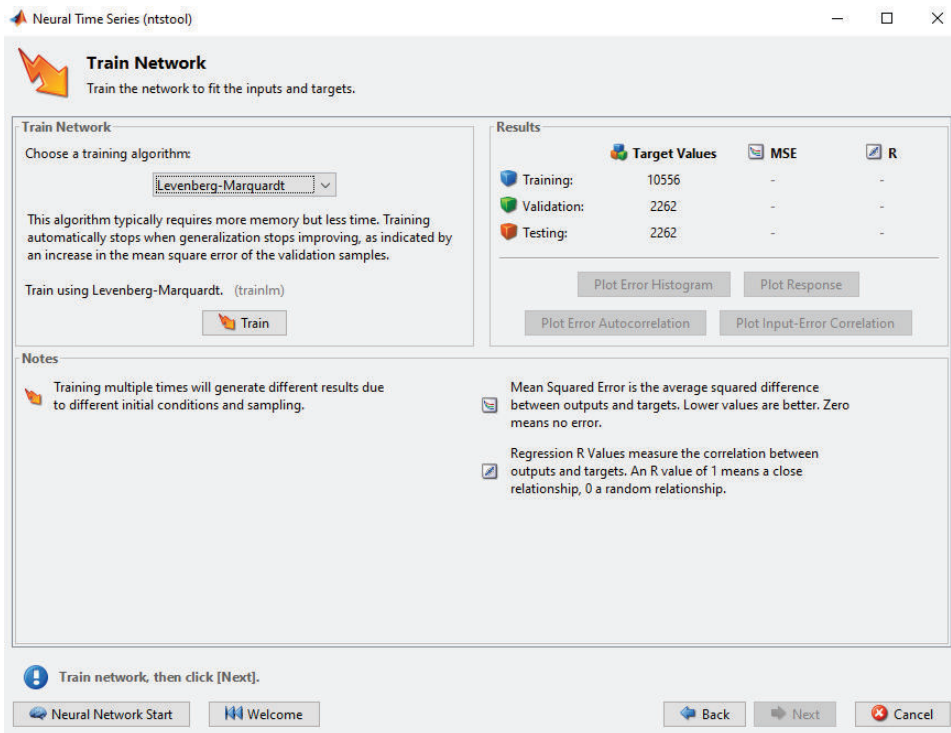


Figura 25. Tela para escolha do algoritmo para treino da rede neural

Por fim, o usuário acompanha o treinamento da rede neural através da tela de execução mostrada na Figura 26, onde é possível visualizar o informações detalhadas em tempo real do desempenho do treinamento da rede neural.

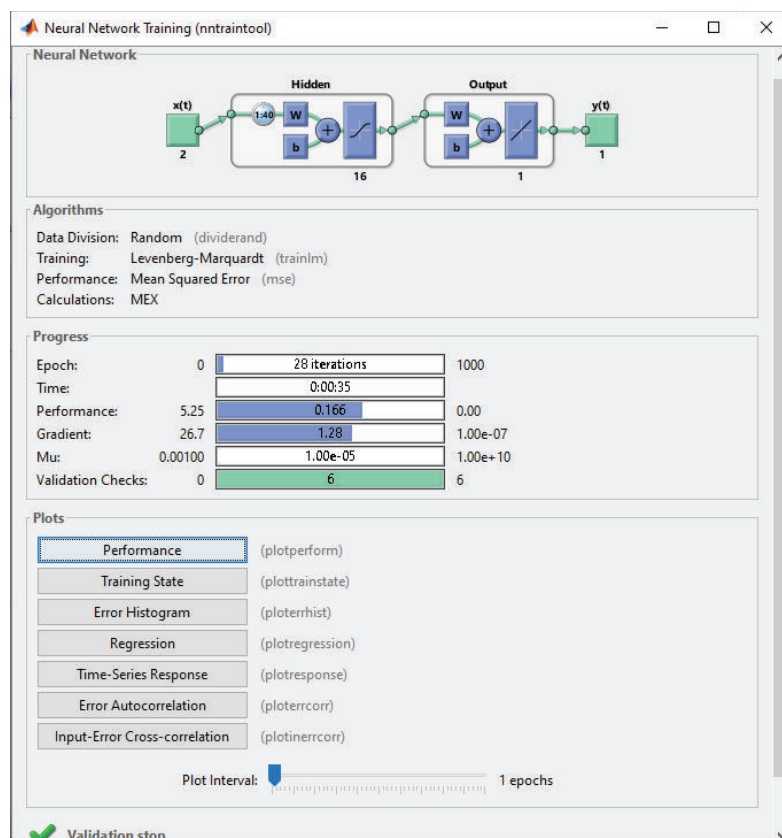


Figura 26. Tela para acompanhamento do treinamento da rede neural

4 RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos a partir da aplicação da metodologia apresentada no Capítulo 3.

4.1 Geração de ondas

Os ensaios de geração de ondas regulares foram realizados conforme matriz de ensaios constante da Tabela 2, no arranjo para geração de ondas com o absorvedor ilustrado na Figura 16 e *wave probes* posicionados a 2,50m e 2,80m da posição da placa do absorvedor.

Na Figura 27 podem ser vistos os resultados obtidos para a onda de período 1,20s e deslocamento da placa com amplitude de 2,0cm. Do gráfico de deslocamento, pode-se depreender o tempo morto de 200ms entre o sinal de controle e o deslocamento efetivo da placa.

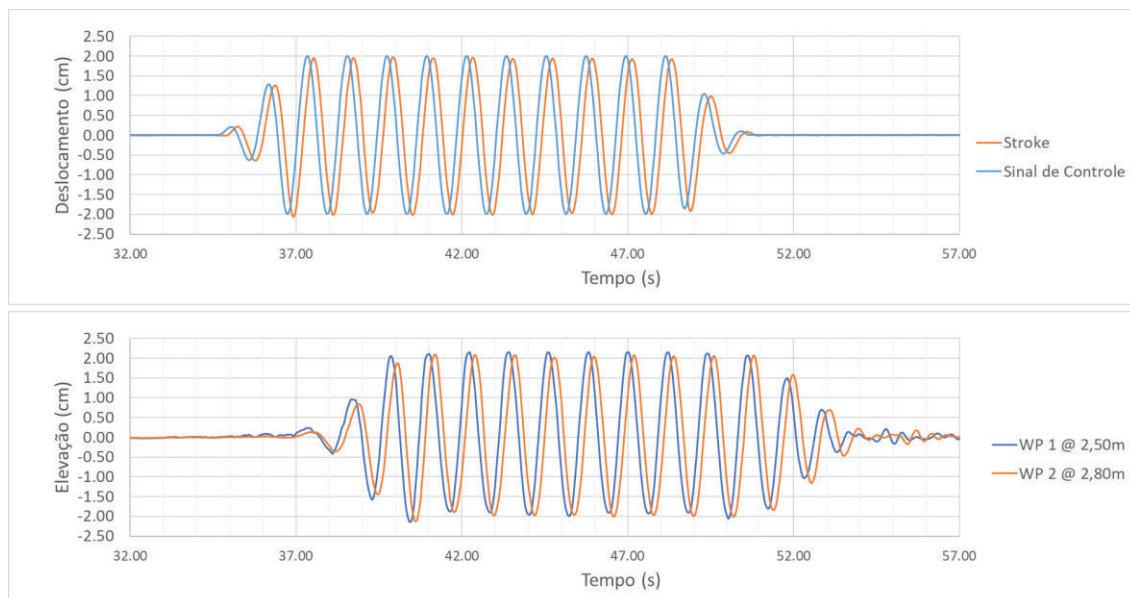


Figura 27. Séries temporais obtidas do ensaio de geração de uma onda regular de período 2,0s

A relação observada entre as amplitudes do deslocamento da placa e da elevação da superfície fornece um valor para a função de transferência experimental

(H/S) de 1,04, um desvio de 1,8% com relação ao obtido a partir da Equação 22.

Na Figura 28 são apresentados os resultados experimentais obtidos para a função de transferência (H/S) da geração de onda pelo absorvedor. É notável a aderência ao resultado previsto pela teoria linear, especialmente para as ondas de período superior a 0,9s.

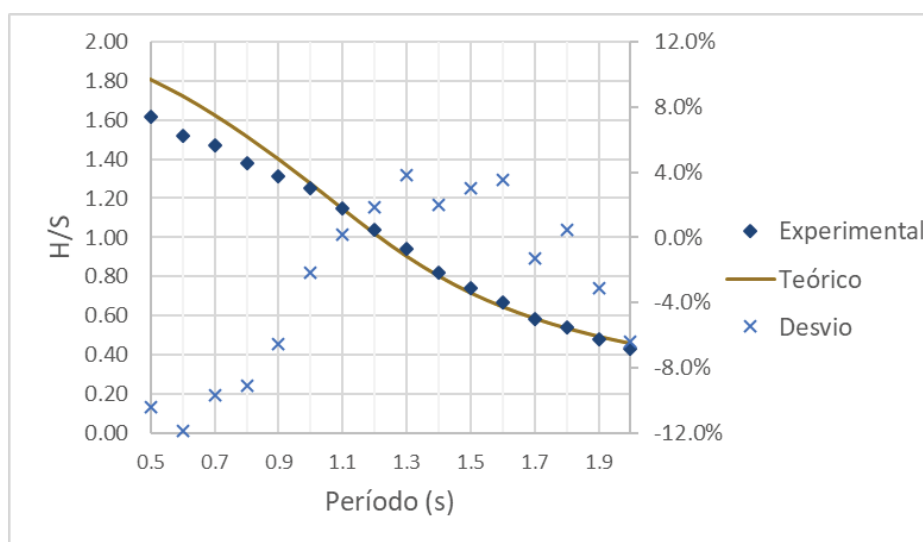


Figura 28. Relação H/S, teórica (linha contínua) e experimental (marcadores)

Considerando satisfatórios os resultados obtidos para geração de ondas regulares, o passo seguinte consiste na geração de ondas aleatórias, seguindo metodologia análoga à adotada para geração da onda regular.

O desvio dos resultados em relação ao previsto pela teoria linear pode ser atribuído (i) ao vazamento entre as paredes do canal e a placa pivotante e (ii) efeitos de ordem superior não capturados pela teoria das ondas de pequenas amplitudes (URSELL *et al.*, 1960).

Utilizando o método RAFM, apresentado na Seção 3.1.2, foi gerada uma série temporal numérica para o movimento do gerador de ondas a partir de um espectro de energia de ondas ideal conforme Equação 51, com $H_s=7,61\text{m}$ e $T_p=13,42\text{s}$ e fator de escala de 1:100, que correspondem a $H_s=7,61\text{cm}$ e $T_p=1,34\text{s}$ na escala do experimento. Simultaneamente foram geradas as séries temporais numéricas da elevação dos *wave probes*, posicionados a 2,5m e 2,8m da placa.

Para a realização dos ensaios, a fim de evitar os efeitos de reflexão, haja vista

a duração relativamente longa da série temporal aleatória, esta foi subdividida em segmentos de menor duração.

Na Figura 29 pode ser visto o resultado para o deslocamento da placa para a execução de um dos segmentos da série temporal aleatória. A exceção do período transiente no início e final da execução, nos quais é aplicado um *ramp-up* e *ramp-down*, respectivamente, o movimento da placa reproduz o sinal de controle com precisão.

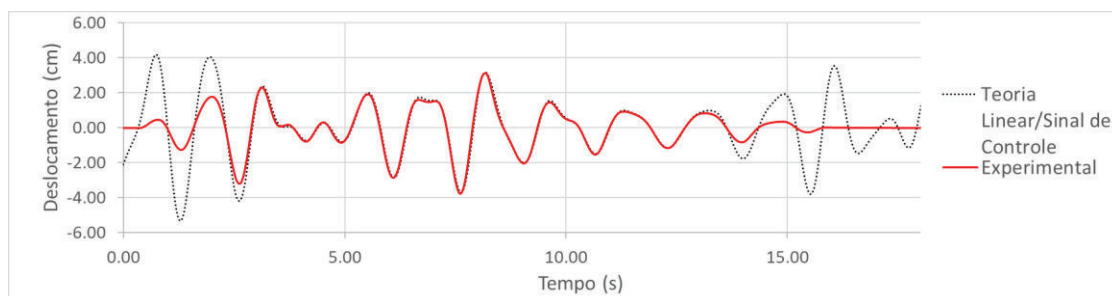


Figura 29. Deslocamento da placa na geração de onda aleatória

Na Figura 30, os segmentos dos ensaios de geração da onda aleatória foram justapostos, descartando-se os trechos de *ramp-up* e *ramp-down*. O erro quadrático médio medido para toda a série temporal justaposta com relação ao sinal de controle foi de $MSE=5,38E-2cm^2$.

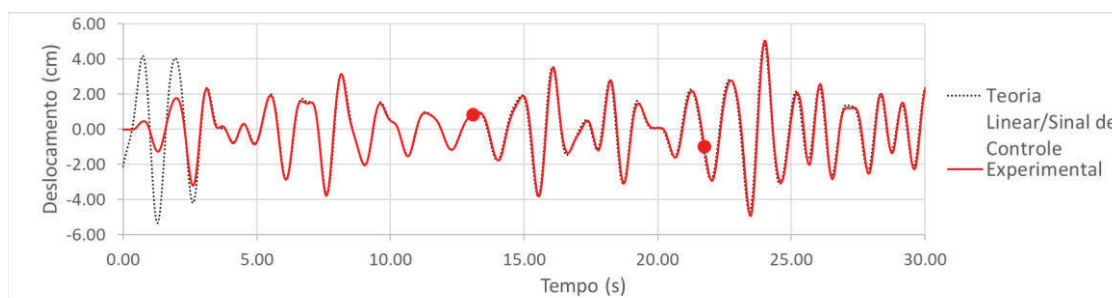


Figura 30-A. Composição do deslocamento da placa a partir dos ensaios segmentados

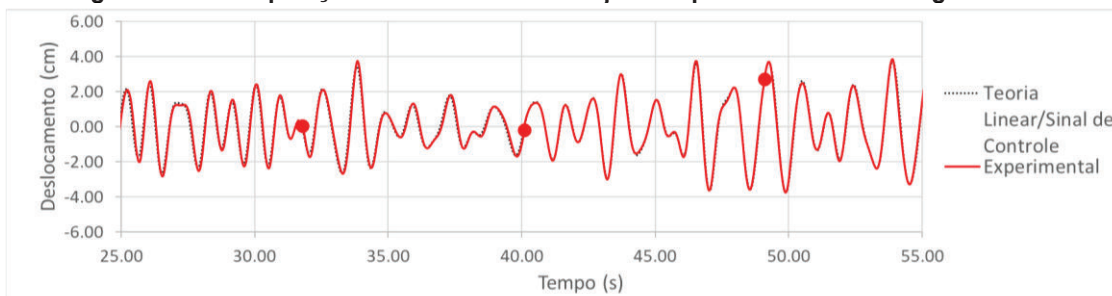


Figura 30-B. Composição do deslocamento da placa a partir dos ensaios segmentados (continuação)

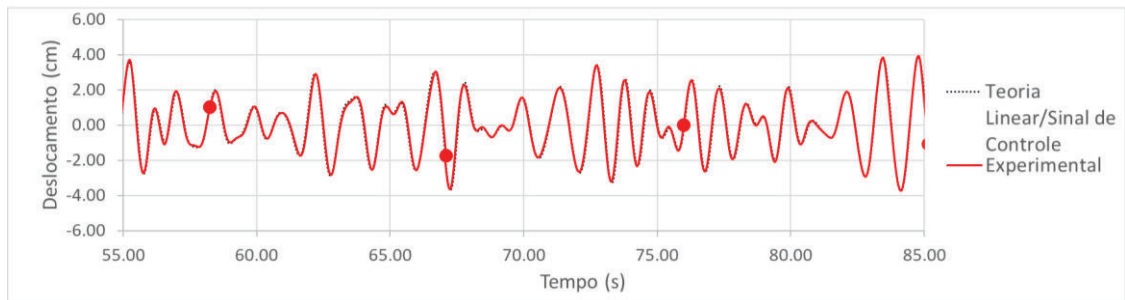


Figura 30-C. Composição do deslocamento da placa a partir dos ensaios segmentados (cont.)

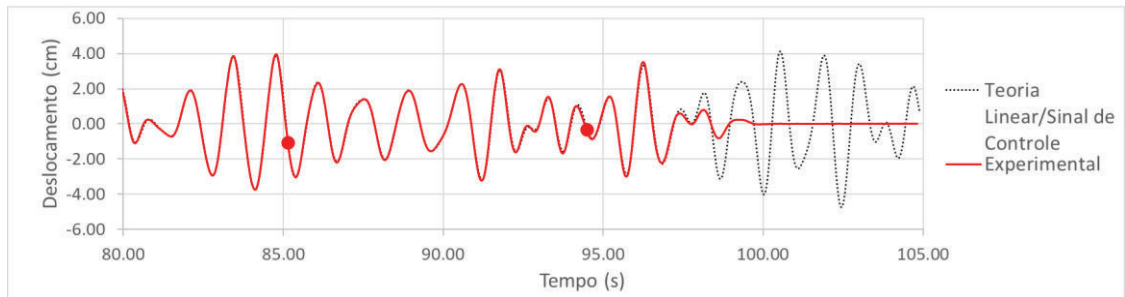


Figura 30-D. Composição do deslocamento da placa obtida a partir dos ensaios segmentados. As marcações • indicam onde os trens de onda foram justapostos ($MSE=5,38E-2cm^2$)

A mesma análise aplicada ao deslocamento da placa foi feita com relação à elevação da superfície livre medida pelos *wave probes*.

A Figura 31 apresenta a elevação medida pelo sensor posicionado a 2,5m do atuador e o valor da elevação, nesta mesma posição, calculado a partir da aplicação teoria linear de ondas, uma vez que a série temporal é conhecida. Como pode ser observado, há uma aderência ao previsto pela teoria linear, à exceção dos períodos transientes no início e final do trem de ondas.

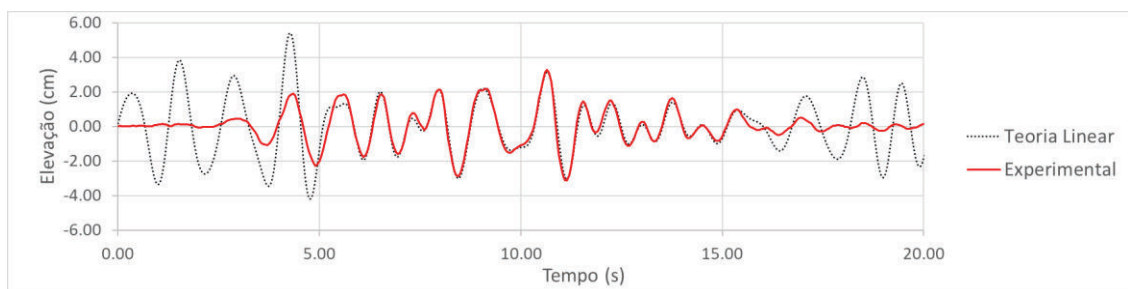


Figura 31. Elevação da superfície livre a 2,5m da placa na geração de onda aleatória

De modo similar à Figura 30, a Figura 32 apresenta o resultado da justaposição dos segmentos da série temporal medida pelo *wave probe*, desprezando os efeitos transientes presentes no início e fim de cada segmento. O erro quadrático médio medido para toda a série temporal justaposta com relação à elevação calculada a partir da aplicação da teoria linear foi de $MSE=5,75E-2cm^2$, corroborando a aderência

do experimento ao modelo teórico.

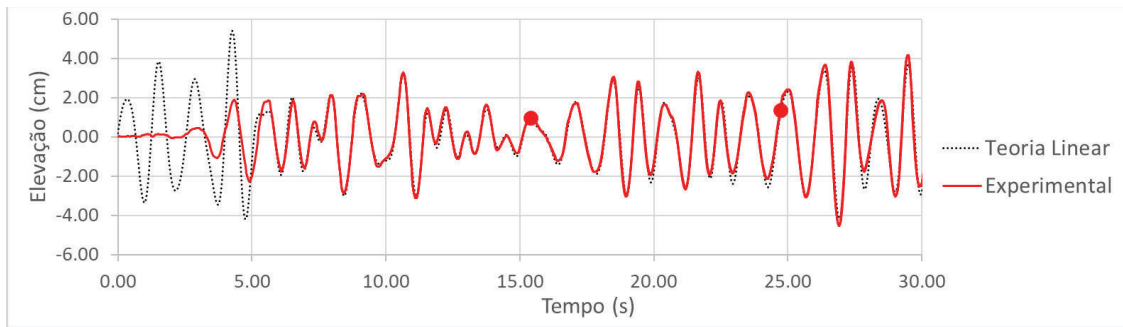


Figura 32-A. Composição da elevação medida a 2,5m, obtida a partir dos ensaios segmentados

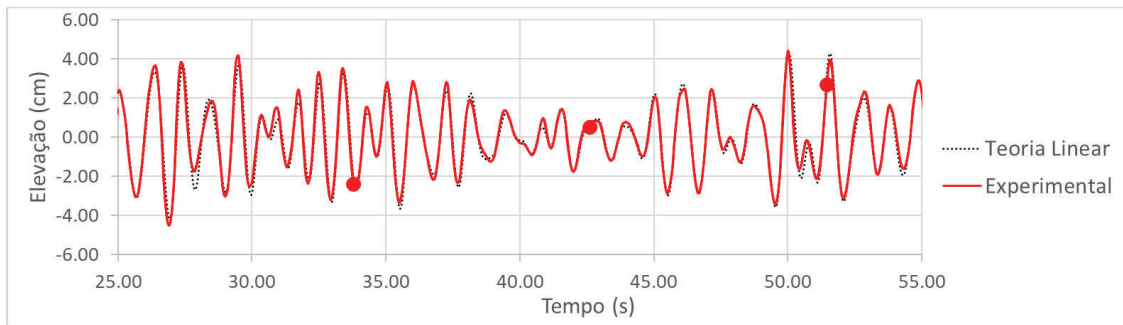


Figura 32-B. Composição da elevação medida a 2,5m, obtida a partir dos ensaios segmentados (continuação)

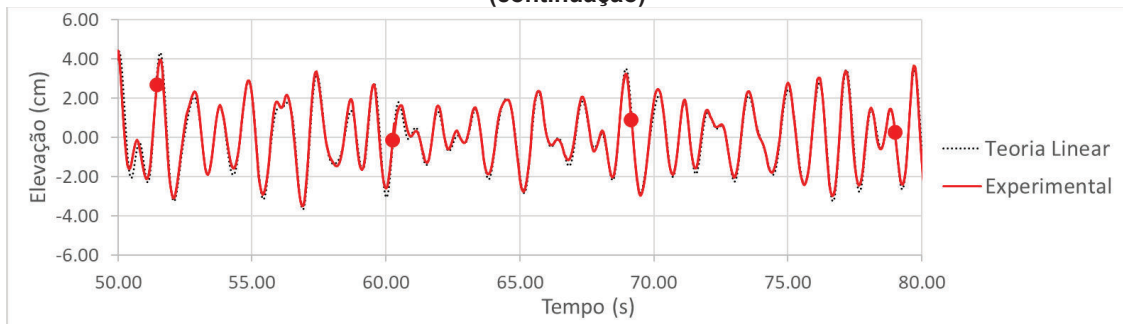


Figura 32-C. Composição da elevação medida a 2,5m, obtida a partir dos ensaios segmentados (continuação)

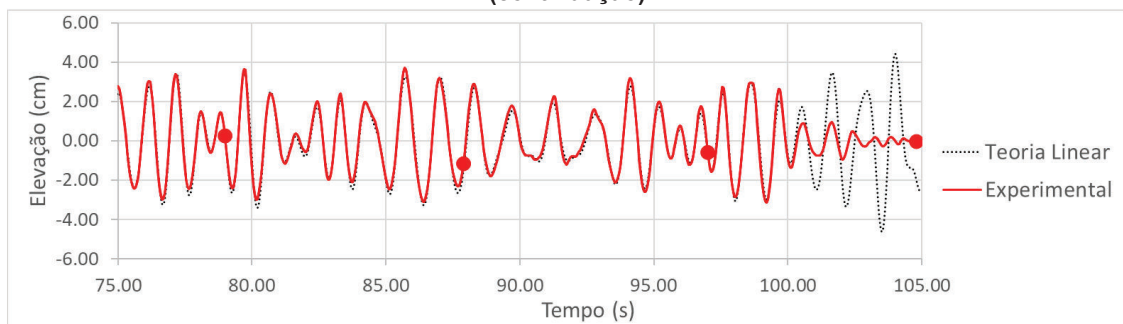


Figura 32-D. Composição da elevação medida a 2,5m, obtida a partir dos ensaios segmentados. As marcações • indicam onde os trens de onda foram justapostos ($MSE=5,75E-2cm^2$)

Da análise dos resultados acima, conclui-se que sequer é necessário aplicar o método iterativo apresentado no Capítulo 3 para a convergência do espectro de energia da onda efetivamente gerada ao espectro alvo, uma vez que a onda gerada apresenta um desvio desprezível em relação à onda alvo. A Figura 33 apresenta os

espectros de energia das séries temporais de elevação da superfície livre e demonstra a convergência em uma única realização.

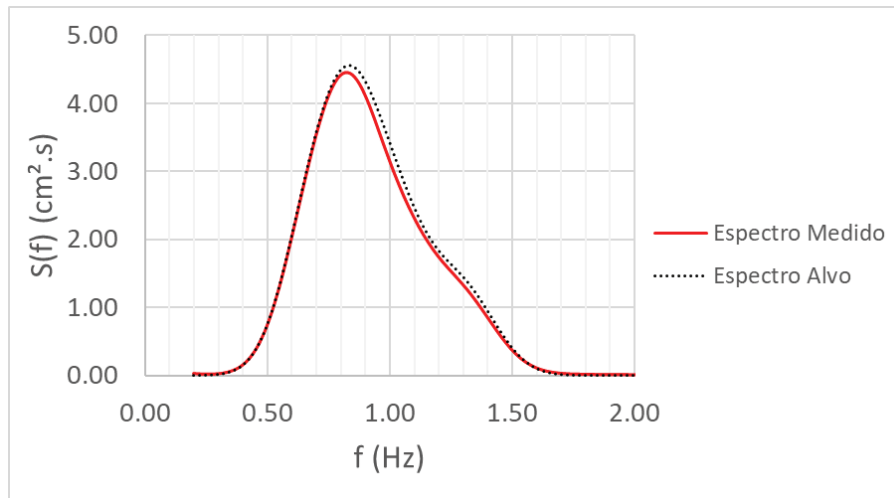


Figura 33. Espectro de energia das séries temporais apresentadas na Figura 32

Embora para placa controlada pelo atuador eletromecânico a convergência da onda gerada para a onda alvo tenha se dado numa única iteração, o mesmo não se aplica ao gerador controlado hidráulicamente. Por uma simples razão, o sistema de referência para o deslocamento dessa placa encontra-se localizado acima da superfície livre, enquanto, para a placa do absorvedor, o sistema de referência está localizado exatamente na superfície livre, modificando a função de transferência do sistema.

Para a reprodução do ensaio de geração de onda aleatória com o gerador hidráulico foi necessário, portanto, a aplicação do método iterativo apresentado em (HUGHES, 1993). Como discutido na Seção 3.1.2, o espectro de energia de uma série gerada a partir da aplicação do método RAFM não necessariamente coincide com o espectro ideal, aquele a partir do qual a série é gerada. Dessa forma, o espectro alvo, obtido a partir da série temporal, é ligeiramente distinto do espectro ideal, que originou a própria série.

A Figura 34 apresenta os resultados obtidos para o experimento de geração da onda aleatória, segundo o arranjo físico do canal de ondas ilustrado na Figura 16 para utilização do gerador hidráulico.

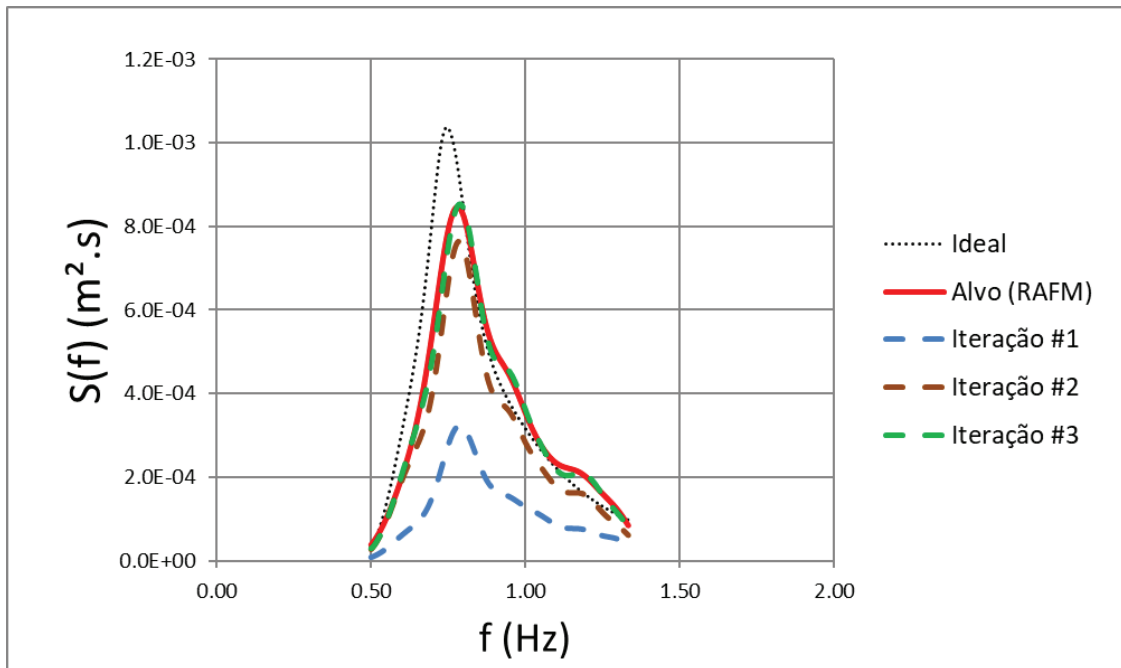


Figura 34. Convergência do método iterativo de geração de onda aleatória pelo gerador hidráulico

Em apenas três repetições, a aplicação do método iterativo à série temporal do movimento do gerador levou à convergência do espectro de energia da onda gerada no canal ao espectro de energia alvo, validando sua eficácia.

4.2 Absorção de ondas

Conforme a metodologia apresentada na Seção 3.2 para absorção da onda regular, foram realizados ensaios para validá-la.

Na Figura 35 são apresentadas duas séries temporais da elevação medida pelo *wave probe* posicionado a 2,5m da posição da placa do absorvedor. O gráfico da parte superior da Figura 35 apresenta o resultado para o experimento da absorção da onda com a praia ativa (absorvedor eletromecânico). Já o gráfico da parte inferior da mesma Figura 35 apresenta o resultado para o experimento da absorção da onda com a praia passiva, posicionada na extremidade do canal. Em ambos experimentos foi gerada, pelo gerador hidráulico posicionado na extremidade do canal, uma onda regular de período 1,2s e amplitude 1,5cm.

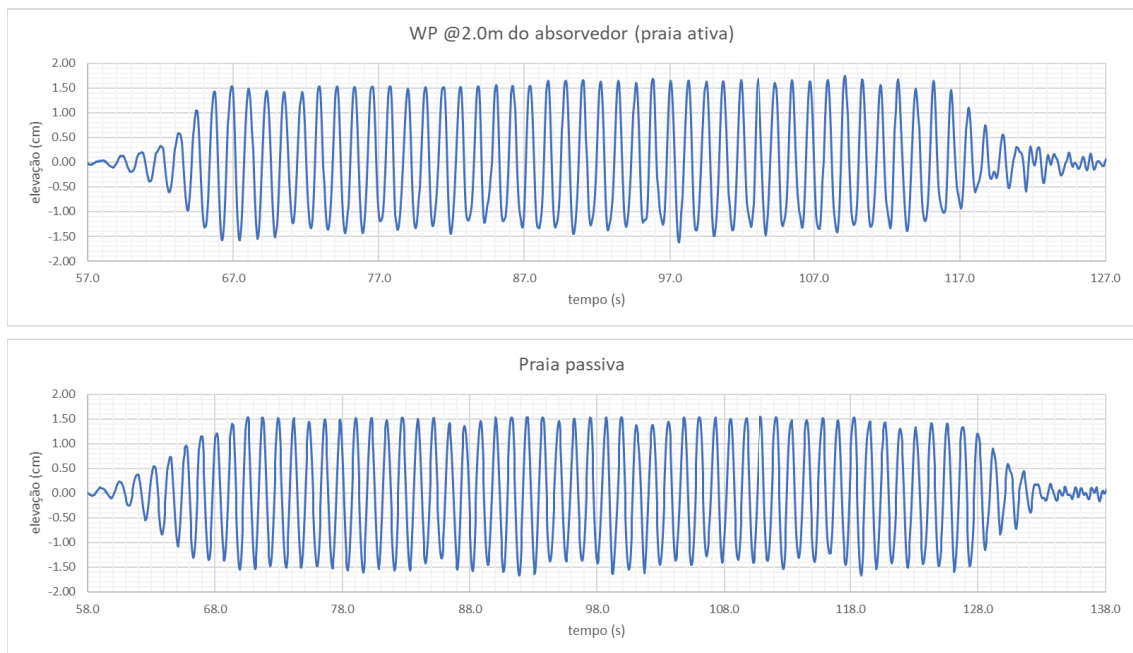


Figura 35. Comparativo entre elevação da superfície com absorção ativa (sup.) e absorção passiva (inf.) para uma onda de $T=1.2s$ e $H=3.0cm$

Pode-se depreender que, qualitativamente, ambos os experimentos produziram o mesmo resultado no que se refere à absorção, uma vez que a amplitude da onda permanece aproximadamente constante durante todo o ensaio, bem como seu período. O desempenho da praia ativa pode ser melhor avaliado em comparação ao da praia passiva a partir da análise da Figura 36, que apresenta os espectros de energia das ondas de cada um dos experimentos. As curvas praticamente coincidem, permitindo concluir que a praia ativa tem desempenho equivalente ao da passiva.

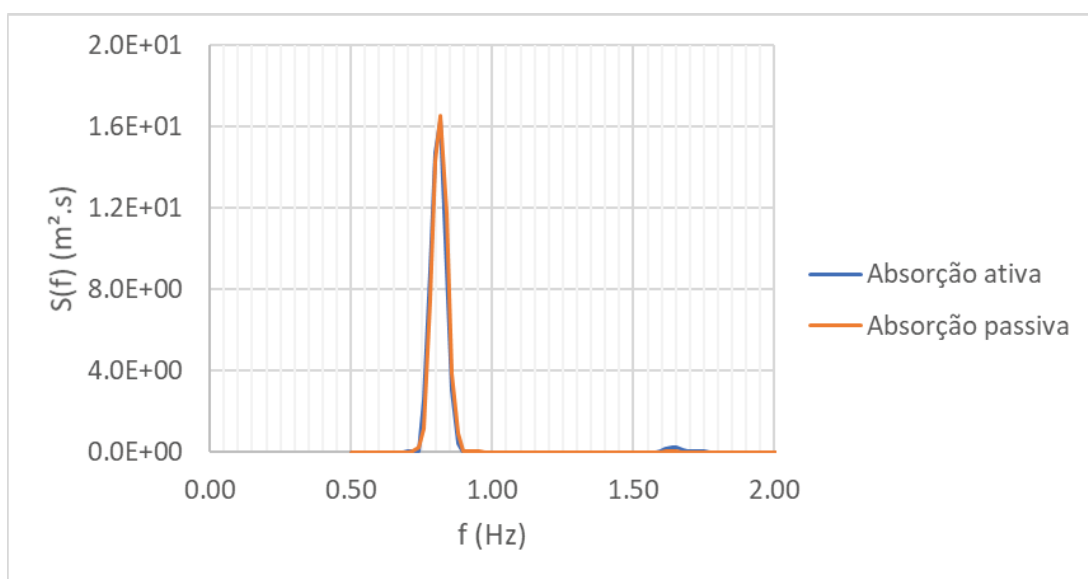


Figura 36. Densidade espectral de energia das séries temporais ilustradas na Figura 35

Uma vez validada a metodologia para a absorção da onda regular, foram então realizados os experimentos para a absorção da onda aleatória. Os gráficos superiores da Figura 37 apresentam as séries temporais (sinais de elevação medidos pelos *wave probes*, à esquerda, e sinal de controle do deslocamento da placa, à direita) da execução de um ensaio de geração de onda aleatória no canal gerada pela placa do absorvedor. Os gráficos da parte inferior da Figura 37 apresentam as mesmas séries temporais após a aplicação do método da reversão temporal.

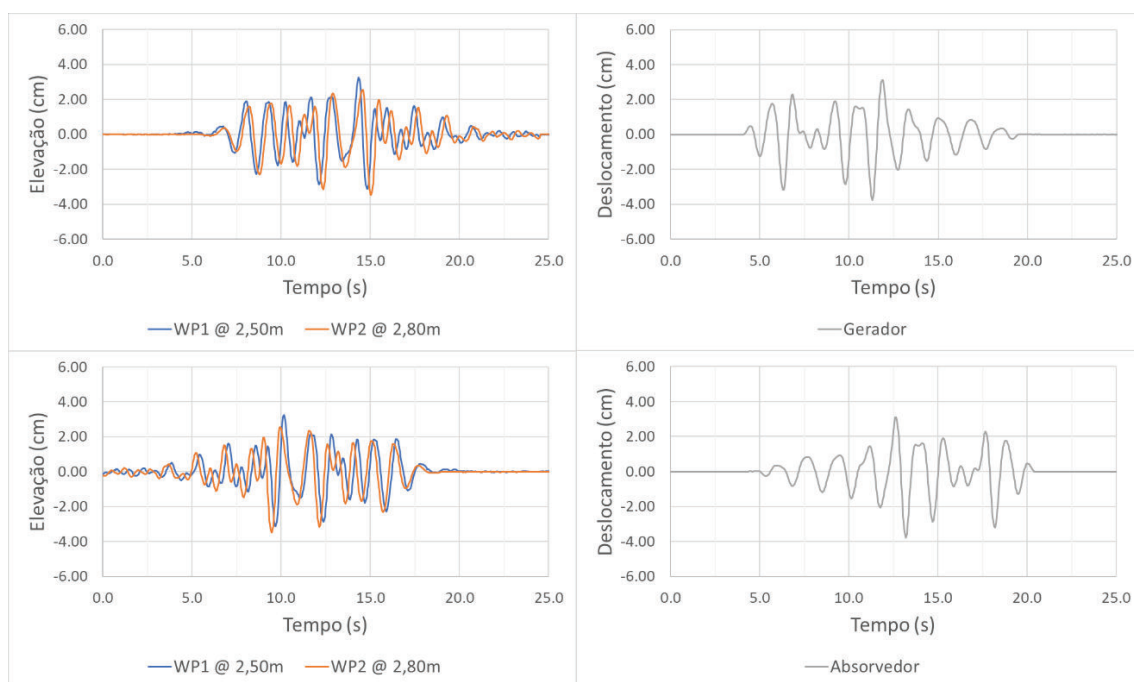


Figura 37. Sinais do medidos do experimento antes (acima) e após (abaixo) aplicação da inversão temporal

Como descrito na Seção 3.2, foram realizadas diversas execuções do ensaio ilustrado na Figura 37, para os distintos trens de onda apresentados na Figura 32. Por fim, os dados desses experimentos são utilizados para treinar a rede neural a partir de uma combinação linear e justaposição dessas séries num único conjunto de dados.

A fim de verificar a acurácia do comportamento da rede neural treinada, foram geradas, com base na teoria linear e nos métodos descritos no Capítulo 3, duas séries temporais numéricas, simulando a elevação medida pelos *wave probes*, e uma terceira, correspondente ao deslocamento da placa necessário para a absorção da onda. As séries temporais numéricas da elevação dos *wave probes* foram utilizadas

para simular o comportamento da resposta da rede neural e, em seguida, este resultado foi comparado com a série temporal numérica do deslocamento da placa prevista pela teoria linear. A Figura 38 apresenta os resultados obtidos. O gráfico da parte superior apresenta a simulação das elevações medidas pelos sensores de onda. O gráfico da parte inferior apresenta o sinal de controle calculado pela rede neural em comparação ao previsto pela teoria linear de ondas. O erro quadrático médio calculado entre esses dois sinais foi de $4,52E-1\text{cm}^2$, resultado bastante satisfatório.

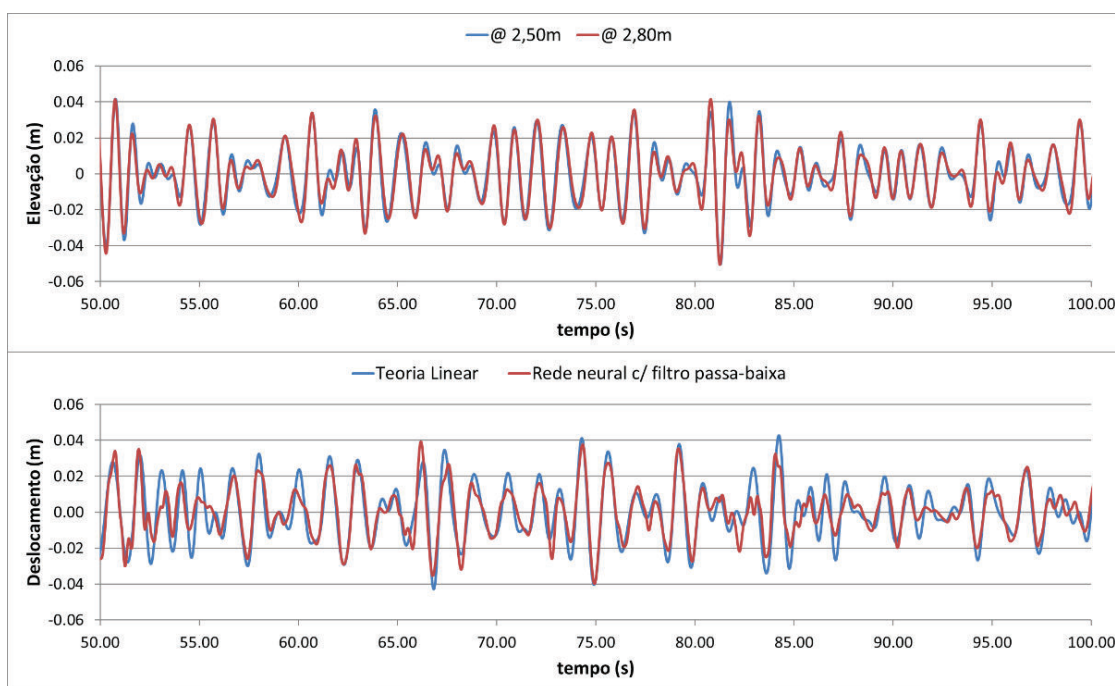


Figura 38. Simulação da rede neural para verificar aderência à teoria linear de ondas. Acima, os sinais de entrada, abaixo o sinal de saída em comparação ao previsto pela teoria linear ($MSE=4,52E-1\text{cm}^2$)

Ainda que a simulação tenha apresentado resultados satisfatórios do comportamento da rede neural, faz-se necessária uma análise do efeito do ruído presente nos sinais dos *wave probes* sobre o comportamento da rede neural. Na Figura 39 são apresentados os espectros de energia do ruído dos sensores de onda medidos em dois eventos distintos. Foi então estabelecida uma escala de três níveis para a análise da sensibilidade da rede neural ao ruído: sem ruído (resultado apresentado na Figura 38), com ruído brando (correspondente aos espectro de menor energia da Figura 39) e com ruído moderado (correspondente aos espectros de maior energia da Figura 39).

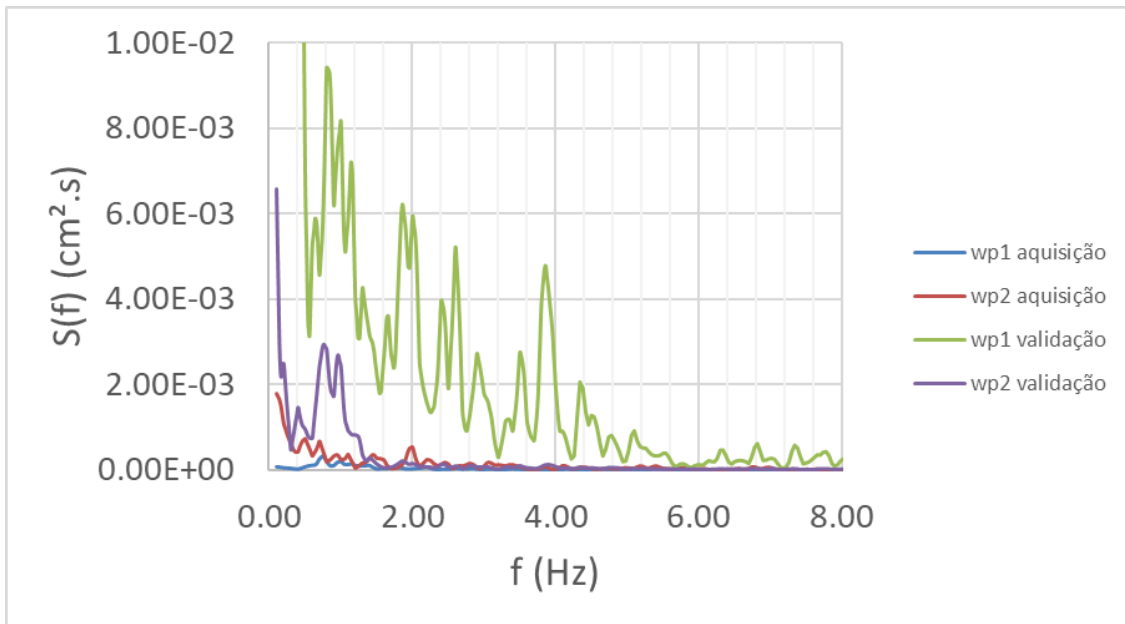


Figura 39. Comparação dos espectros de energia dos ruídos dos sinais dos *wave probes* quando da realização dos ensaios para aquisição de dados e da validação da rede neural

A Figura 40 ilustra o efeito sobre a resposta da rede neural aos diferentes níveis de ruído adicionados às séries temporais dos *wave probes* apresentadas na Figura 38.

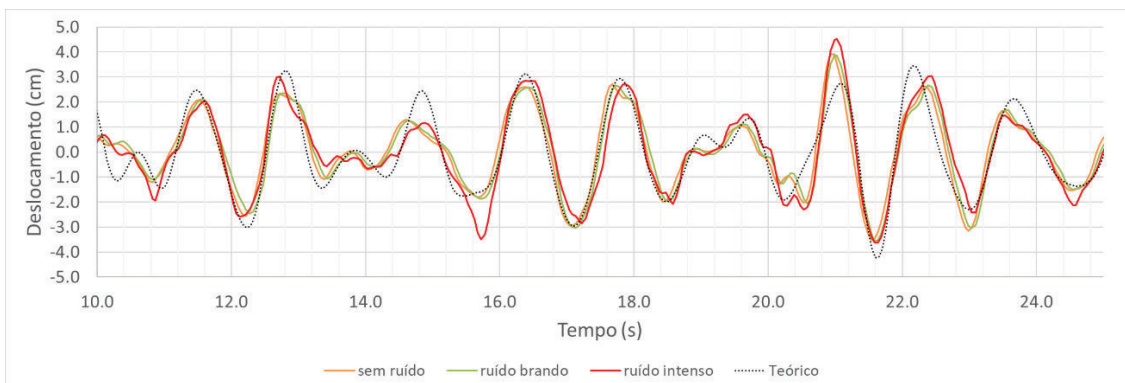


Figura 40. Efeito do ruído sobre o sinal de saída da rede neural

A Tabela 3 apresenta o erro quadrático médio medido entre os sinais de saída da rede neural com relação à série temporal numérica prevista pela teoria linear de ondas.

Tabela 3. Nível de ruído adicionado à série temporal numérica e erro quadrático médio do sinal de saída da rede neural em relação ao estimado pela teoria linear

Nível de ruído	MSE
Sem ruído	4.52E-01
Brando	4.57E-01
Intenso	5.93E-01

Nota-se que a rede neural tem certa tolerância ao nível de ruído dos sinais dos sensores de onda.

A última análise sobre o comportamento da rede neural consiste em adicionar, às séries temporais numéricas das elevações, o sinal de uma onda que se propaga no sentido contrário ao da onda incidente sobre o absorvedor, como uma onda refletida pelo absorvedor, a fim de verificar a capacidade da rede neural de decompor os sinais medidos e agir apenas sobre o sinal da onda incidente. Os efeitos do nível do ruído combinado à capacidade da rede neural em filtrar a onda incidente têm grande influência sobre a eficácia da absorção do sistema e, especialmente, sobre a estabilidade do algoritmo de controle.

A Figura 41 compara a resposta da rede neural à reprodução de simulação semelhante à apresentada na Figura 38, dessa vez sendo adicionado o sinal de uma onda em sentido contrário ao da onda incidente e nível de ruído brando adicionado à série numérica resultante. O erro quadrático médio calculado em relação ao modelo teórico previsto pela teoria linear é de $6,37E-1\text{cm}^2$.

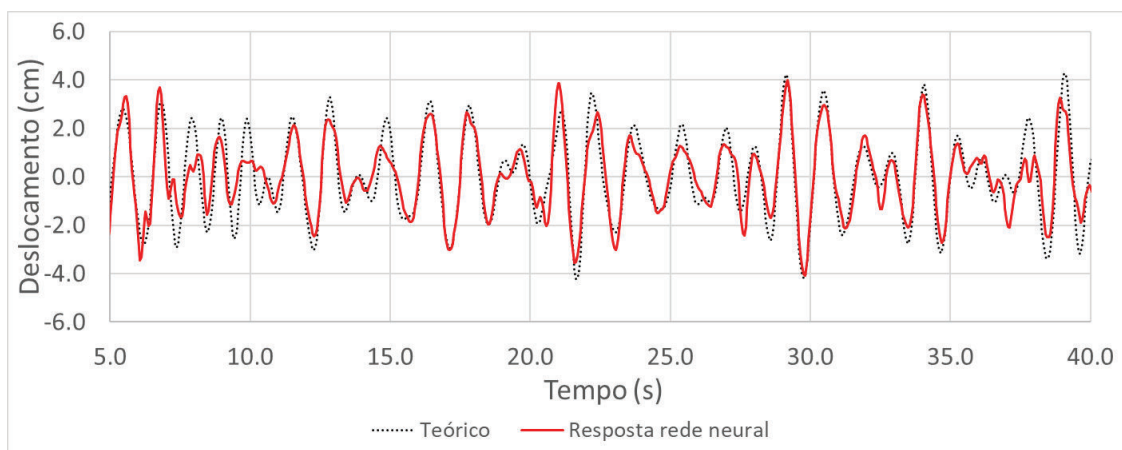


Figura 41. Efeito da adição de uma onda refletida pelo absorvedor e ruído brando (MSE $6,37E-1$)

A Figura 42 apresenta a mesma simulação da figura anterior, mas com nível de ruído intenso adicionado à série numérica do sinal de entrada para a rede neural. Para essa condição, foi obtido um erro quadrático médio de $7,50E-1\text{cm}^2$.

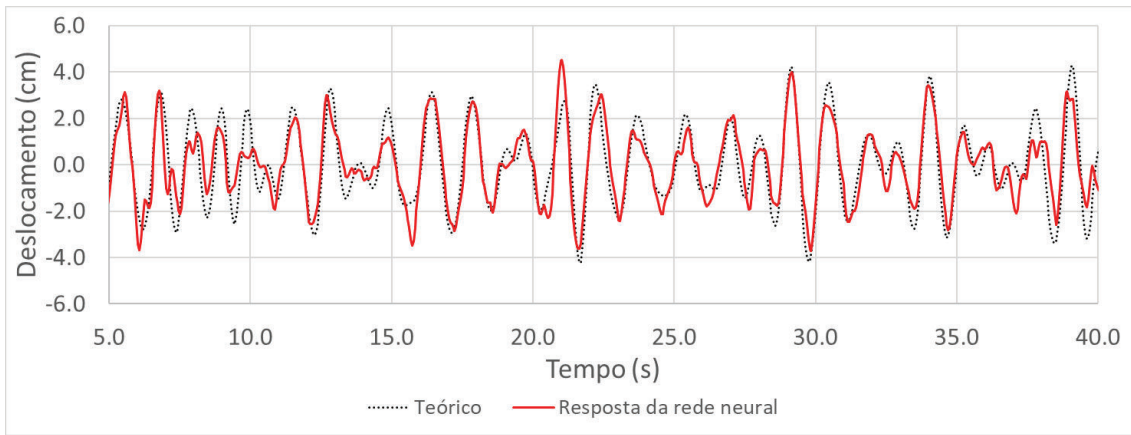


Figura 42. Efeito da adição de uma onda refletida pelo absorvedor e ruído intenso (MSE $7,50E-1cm^2$)

5 CONCLUSÕES

Através desta pesquisa, fundamentada na aplicação da teoria linear de ondas, foi possível aprimorar o sistema de geração e absorção de ondas do canal de ondas do LOC (COPPE/UFRJ), a partir de todos os equipamentos e infraestrutura já disponíveis no laboratório.

Para a geração de ondas aleatórias a partir de um espectro de energia específico, o método iterativo proposto por (HUGHES, 1993) foi aplicado e os resultados obtidos foram bastante satisfatórios. Em apenas três repetições foi possível reproduzir, com bastante precisão, uma onda cujo espectro de energia correspondia ao espectro alvo desejado.

Na absorção de ondas, o método da reversão temporal foi aplicado e validado para a obtenção dos dados de entrada e saída necessários para treinar a rede neural utilizada no algoritmo de controle do absorvedor ativo.

A utilização da rede neural como elemento de controle do sistema de absorção, aliada à simplicidade do método da reversão temporal, mostrou-se uma solução prática e eficaz para o problema em questão.

Apesar de o método ter sido validado experimentalmente para o caso da onda regular e as simulações para a absorção da onda aleatória tenham mostrado resultados satisfatórios, houve limitações para a obtenção de resultados experimentais conclusivos quanto a eficácia da absorção da onda aleatória. O sistema de controle apresentou problemas de estabilidade. Tal limitação se deve, provavelmente, ao ruído dos sinais dos *wave probes*, apesar de as simulações realizadas sugerirem que a rede neural tem certa resiliência ao ruído dos sinais de entrada.

Embora no atual estágio de desenvolvimento ainda sejam necessárias melhorias no sistema de controle para lidar com a estabilidade, considerando a analogia do método ora desenvolvido com aquele apresentado por (CHRISTENSEN e

FRIGAARD, 1994) e os resultados alcançados por este, é plausível inferir a possibilidade de se atingir a estabilidade do sistema através da metodologia proposta, para tal, sugere-se a realização das sugestões presentes na Seção 5.1.

5.1 Sugestões para trabalhos futuros

A metodologia proposta apresenta resultados com potencial para a aplicação a que se destina, embora melhorias sejam necessárias, como:

- Aplicar filtros aos sinais de entrada dos *wave probes* ou aprimorar a eletrônica que condiciona os sinais dos sensores para suprimir o ruído, a fim de melhorar a resposta da rede neural, em especial para a absorção de ondas aleatórias;

- Avaliar a sensibilidade à variação do número de neurônios e número de elementos da fila do *buffer* da rede neural, a fim de dimensionar a rede neural mais eficiente ao problema proposto;

- Avaliar a precisão e eficácia da metodologia quando utilizados 3 ou mais *wave probes* – que corresponde a três ou mais *inputs* para a rede neural – para a aquisição dos dados de entrada do algoritmo de controle;

- Estudar o efeito sobre o sinal dos *wave probes* para o comportamento dinâmico em ondas, uma vez que a calibração é realizada em repouso, sob comportamento estático.

- Executar ensaios de geração de trens de ondas aleatórias – que geram os dados necessários para treinar a rede neural – mais longos ($\Delta t > 15s$) para que os dados adquiridos contenham, proporcionalmente, menos influência dos efeitos transientes, que se pronunciam no início e fim do trem de ondas;

- Avaliar o comportamento do sistema para o posicionamento dos sensores de onda no campo próximo ao gerador, inclusive posicionado sobre a placa;

- Avaliar a resposta do sistema de controle desenvolvido na situação de

funcionamento simultâneo da geração e absorção de ondas. Hipótese na qual a placa basculante funciona como um gerador-absorvedor de ondas, expandindo o leque de possibilidades de ensaios possíveis de serem realizados no canal de ondas do LOC.

- Avaliar a resposta com uma rede neural auto regressiva, que tem como entrada, não apenas os sinais dos sensores de onda, mas também o sinal de posição do atuador do absorvedor.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BIÉSEL, F., SUQUET, F., Les appareils generateurs de houle en laboratoire. **La Houille Blanche**, p. 475-496, 1951.
- CENPES, **Technical Specification Metocean Data I-ET-3000.00-1000-941-PPC-001**. Petrobras. Rio de Janeiro, p. 83. 2005.
- CHRISTENSEN, M., **Generation and Active Absorption of 2- and 3-Dimensional Linear Water Waves in Physical Models**. [S.l.]. 1995. Doctoral Thesis. Alborg University.
- CHRISTENSEN, M., FRIGAARD, P., **Design of Absorbing Wave Maker based on Digital Filters**. Hydraulics & Coastal Engineering Laboratory, Department of Civil Engineering, Aalborg University. Aalborg, p. 10. 1994.
- FUNKE, E. R., MANSARD, E. P., **A Rationale for the Use of the Deterministic Approach to Laboratory Wave Generation**. Proceedings of Wave Analysis and Generation in Laboratory Basins. [S.l.]: 22nd Congress International Association for Hydraulic Research. 1987. p. 153-195.
- GODA, Y., SUZUKI, T., Estimation of incident and reflected waves in random wave experiments. **Coastal Engineering Proceedings**, v. 15, p. 828-845, January 1976.
- HAVELOCK, T. H., Forced surface-waves on water. **Philosophical Magazine**, v. 8, n. 7, p. 569-576, 1929.
- HUGHES, S. A., **Physical models and laboratory techniques in coastal engineering**. Singapura: World Scientific, 1993.
- ITTC, **The Specialist Committee on Waves**. Proceedings of the 23rd ITTC, v. II. Venice, Italy: [s.n.]. 2002.
- KUSUMAWINAHYU, W. M., KARJANTO, N., KLOPMAN, G., Linear theory for single and double flap wave maker. **Journal of the Indonesian Mathematical Society**, v. 12, n. 1, p. 41-57, 2006.
- MATLAB, **What Is a Neural Network?**, 2019a. Disponível em: <<http://www.mathworks.com/discovery/neural-network.html#how-they-work>>. Acesso em: 11 set. 2019.

- MATLAB, **Deep Learning or Machine Learning?**, 2019b. Disponível em: <<https://explore.mathworks.com/machine-learning-vs-deep-learning/chapter-1-129M-100NU.html>>. Acesso em: 5 nov. 2019.
- MATLAB, **What Is Machine Learning?**, 2019c. Disponível em: <<https://www.mathworks.com/discovery/machine-learning.html>>. Acesso em: 5 nov. 2019.
- MATLAB, **What Is Deep Learning?**, 2019d. Disponível em: <<https://www.mathworks.com/discovery/deep-learning.html>>. Acesso em: 5 nov. 2019.
- MATLAB, **Shallow Neural Network Time-Series Prediction and Modeling**, 2019e. Disponível em: <<https://www.mathworks.com/help/deeplearning/gs/neural-network-time-series-prediction-and-modeling.html>>. Acesso em: 10 nov. 2019.
- MELLO, P. C., **Um aparato para redução da reflexão de ondas numa praia parabólica**. Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia. [S.I.]. 2006.
- NALLAYARASU, S., FATT, C. H., SHANKAR, N. J., Estimation of incident and reflected waves in regular wave experiments. **Ocean Engineering**, v. 22, n. 1, p. 77-86, January 1995.
- NEWMAN, J. N., **Linear analysis of wave basins and absorbers**. 23th International Workshop on Water Waves and Floating Bodies. Jeju: [s.n.]. 2008.
- NEWMAN, J. N., **Marine Hydrodynamics**. 40th Anniversary. ed. Cambridge: The MIT Press, 2017.
- NIELSEN, M. A., **Neural Networks and Deep Learning**. [S.I.]: Determination Press, 2015. Disponível em: <<http://neuralnetworksanddeeplearning.com/index.html>>. Acesso em: 6 novembro 2019.
- PASSOS, R. B., **Implementation of an active wave absorber into a 2D wave basin**. Rio de Janeiro. 2014. Master Seminar.
- PASSOS, R. B., **Design and construction of an active wave absorber in a wave channel**. Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia. [S.I.]. 2015. Master Tesis.
- PASSOS, R. B., FERNANDES, A. C., COSTA, R. R., **Design and Construction of an Active Wave Absorber in a Wave Channel**. 35th International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering. Busan: ASME. 2016.

- RAMIREZ, M. A. M., **Desenvolvimento e Implementação da Metodologia WS/BS (Worst Sea/Best Sea) em Projetos de Ancoragem**. Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia. [S.l.]. 2013. Dissertação (Mestrado em Engenharia Oceânica) - UFRJ, 2013.
- RAWAT, A. S., RANA, A., KUMAR, A., et al., Application of Multi Layer Artificial Neural Network in the Diagnosis System: A Systematic Review. **IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)**, v. 7, n. 3, p. 142-148, setembro 2018.
- SAVARAM, R., **What Is Artificial Neural Network And How It Works?**, 2017. Disponível em: <<https://mindmajix.com/artificial-neural-network-and-how-it-works>>. Acesso em: 11 set. 2019.
- SCHÄFFER, H. A., KLOPMAN, G., Review of multidirectional active wave absorption methods. **Journal of Waterway, Port, Coastal and Ocean Engineering**, v. 126, n. 2, p. 88-97, 2000.
- URSELL, F., DEAN, R., YU, Y., Forced small-amplitude water waves: a comparison of theory and experiment. **Journal of Fluid Mechanics**, v. 7, n. 1, p. 33-52, 1960.