

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE ENGENHARIA
CÂMPUS DE ILHA SOLTEIRA**

GERMANO DE OLIVEIRA MATTOSINHO

**MODELO SWAN E METAMODELAGEM APLICADOS NO ESTUDO DE ONDAS
GERADAS POR VENTO NO RESERVATÓRIO DE ILHA SOLTEIRA**

Ilha Solteira - SP
2024

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

GERMANO DE OLIVEIRA MATTOSINHO

**MODELO SWAN E METAMODELAGEM APLICADOS NO ESTUDO DE ONDAS
GERADAS POR VENTO NO RESERVATÓRIO DE ILHA SOLTEIRA**

Tese apresentada à Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira – UNESP como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia Mecânica.

Área de concentração: Ciências Térmicas, com ênfase em Mecânica dos Fluidos.

Prof. Dr. Geraldo de Freitas Maciel
Orientador

Profa. Dra. Fabiana de Oliveira Ferreira
Coorientadora

FICHA CATALOGRÁFICA

Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

Mattosinho, Germano de Oliveira.

M444m Modelo SWAN e metamodelagem aplicados no estudo de ondas geradas por vento no reservatório de Ilha Solteira / Germano de Oliveira Mattosinho. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2024
154 f. : il.

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Área de conhecimento: Ciências Térmicas, 2024

Orientador: Geraldo de Freitas Maciel
Co-orientador: Fabiana de Oliveira Ferreira
Inclui bibliografia

1. Ondas geradas por ventos. 2. Modelagem de ondas. 3. Modelo SWAN. 4. Metamodelagem. 5. Índices de sobol. 6. Quantificação de incertezas.


Amanda Sertori dos Santos

Bibliotecária - CRB/8-9061
Seção Técnica de Referência, Atendimento ao
Usuário e Documentação
Diretoria Técnica de Biblioteca e Documentação

IMPACTO POTENCIAL DESTA PESQUISA

O objetivo principal desta pesquisa é analisar um tema relevante, porém pouco explorado: a hidrodinâmica em recintos fechados. Por meio da utilização de modelagem numérica, metamodelagem (modelo simplificado ou abstrato que descreve o comportamento das ondas geradas por ventos, utilizando parâmetros e relações extraídos de modelos mais complexos ou de dados empíricos) e quantificação de incertezas, o propósito é gerar suporte fundamental para análises aprimoradas em projetos futuros destinados à implementação em reservatórios de barragens. Esses projetos estão especificamente focados em abordar preocupações relacionadas à segurança na navegação em trechos de hidrovias, proteção ambiental, preservação de margens e atividades de piscicultura. A integração dessas metodologias espera contribuir para uma compreensão mais precisa das dinâmicas complexas associadas a reservatórios de barragem.

POTENTIAL IMPACT OF THIS RESEARCH

The primary objective of this research is to scrutinize a pertinent yet underexplored subject: hydrodynamics in confined environments. Through the utilization of numerical modeling, metamodeling (simplified or abstract model that describes the behavior of wind waves, using parameters and relationships extracted from more complex models or empirical data, and uncertainty quantification, the aim is to generate foundational support for enhanced analyses in forthcoming projects intended for implementation in dam reservoirs. These projects are specifically focused on addressing concerns related to navigation safety in waterway sections, environmental safeguarding, preservation of shorelines, and pisciculture activities. The integration of these methodologies is expected to contribute to a more precise understanding of the complex dynamics associated with dam reservoirs.

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA TESE: MODELO SWAN E METAMODELAGEM APLICADOS NA ANÁLISE DE PARÂMETROS SIGNIFICATIVOS DE ONDAS GERADAS POR VENTO EM RESERVATÓRIOS DE BARRAGEM

AUTOR: GERMANO DE OLIVEIRA MATTOSINHO

ORIENTADOR: GERALDO DE FREITAS MACIEL

COORDINADORA: FABIANA DE OLIVEIRA FERREIRA

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Doutor em Engenharia Mecânica, área: Ciências Térmicas pela Comissão Examinadora:

Documento assinado digitalmente
 **GERALDO DE FREITAS MACIEL**
Data: 18/07/2024 22:01:04-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. GERALDO DE FREITAS MACIEL (Participação Virtual)
Departamento de Engenharia Civil / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira - UNESP

Profa. Dra. CONCEIÇÃO JUANA ESPINOSA MORAIS FORTES (Participação Virtual)
Departamento de Hidráulica e Ambiente / Laboratório Nacional de Engenharia Civil - LNEC (Portugal)

Prof. Dr. AMERICO BARBOSA DA CUNHA JUNIOR (Participação Virtual)
Instituto de Matemática Aplicada / Universidade do Estado do Rio de Janeiro - UERJ

Profa. Dra. PATRÍCIA DALSOGLIO GARCIA (Participação Virtual)
Departamento de Recursos Hídricos / Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP

Profa. Dra. NATÁLIA LEMKE (Participação Virtual)
Instituto de Matemática, Estatística e Física / Universidade Federal do Rio Grande - FURG

Ilha Solteira, 04 de março de 2024

DEDICATÓRIA

Dedico esta Tese à minha família: aos meus pais, Luiz Celso Vianna Mattosinho (*in memoriam*) e Inez de Oliveira Mattosinho, ao meu irmão Rodrigo de Oliveira Mattosinho e sua esposa Camila André Fiorato e aos meus sobrinhos Luiz Celso Vianna Mattosinho Neto e Ana Catarina Fiorato Mattosinho.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, que de forma singular me conduziu até aqui através das tormentas e bonanças.

À minha família, em especial aos meus pais, Luiz Celso (*in memoriam*) e Inez, meu irmão Rodrigo e minha cunhada Camila, por todo o suporte e apoio ao longo dessa jornada, sempre acreditando em meu potencial.

Ao professor Dr. Geraldo de Freitas Maciel, que me proporcionou realizar este trabalho, por toda a orientação ímpar que continuamente expande meus horizontes, e, principalmente, pelos conselhos e conversas particulares que levarei como experiência.

À professora Dra. Fabiana de Oliveira Ferreira, por me orientar, incentivar e motivar sempre.

Agradeço em especial meu amigo Yuri Taglieri São pelo apoio e companheirismo.

Ao pessoal integrante do Laboratório de Hidrologia e Hidrometria (LH²) da FEIS-UNESP.

A todos os professores do curso de Engenharia Civil (básico e profissional) pelos ensinamentos, tanto teóricos, como práticos, passados ao longo da minha graduação, que me deram toda a base de conhecimento em Engenharia.

Aos professores do PPGEM, em especial aos membros do Conselho Acadêmico, por todos os ensinamentos e compartilhamento de experiências que fazem parte da minha formação.

A todos os funcionários, principalmente aos técnico-administrativos pela presteza e auxílios, e em especial aos pertencentes à Seção de Pós-Graduação.

Ao apoio do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Minas Gerais – Câmpus Avançado Piumhi no desenvolvimento deste trabalho.

A Banca examinadora por aceitar contribuir e participar deste momento tão importante da minha vida.

“É muito melhor lançar-se em busca de conquistas grandiosas, mesmo expondo-se ao fracasso, do que alinhar-se com os pobres de espírito, que nem gozam muito nem sofrem muito, porque vivem numa penumbra cinzenta, onde não conhecem nem vitória, nem derrota.” (Theodore Roosevelt).

“Aqueles que se sentem satisfeitos sentam-se e nada fazem. Os insatisfeitos são os únicos benfeitores do mundo.” (Walter S. Landor).

“Gostaria que você soubesse que existe dentro de si uma força capaz de mudar sua vida. Basta que lute e aguarde um novo amanhecer.” (Margaret Thatcher).

RESUMO

A tese propõe uma abordagem abrangente para o estudo de ondas geradas por vento em reservatórios de barragens, tratando especificamente ondas no reservatório da Usina Hidrelétrica de Ilha Solteira. O trabalho integra medições em campo, modelagem numérica determinística e metamodelagem na abordagem probabilística, com vistas à análise mais detalhada dos processos de geração e propagação das ondas no reservatório. Destaca-se a relevância do estudo, considerando os impactos econômicos e de segurança relacionados às ondas em grandes reservatórios. O diagnóstico dos parâmetros significativos no processo de geração e propagação das ondas é executado a partir do modelo numérico SWAN. A metodologia adotada inclui, na sua etapa determinística, a calibração e validação do modelo e análise estatística, e na etapa probabilista aplicação do método de Monte-Carlo, análise de convergência amostral, entre outros, para determinação de índices de Sobol. Para a vertente probabilística é empregada a metamodelagem com PCE (*Polynomial Chaos Expansion*) calibrado e validado e análise de sensibilidade global por índices de Sobol. Os dados de vento e alturas de onda coletados no Projeto ONDISA (janeiro de 2011) foram utilizados. Os resultados obtidos, ainda que sobre base escassa de dados coletados, apontam avanços significativos na calibração do modelo SWAN para o caso de Ilha Solteira, destacando a importância dos parâmetros físicos, como o *whitecapping*, na modelagem das ondas. Já na vertente probabilística, a partir dos índices de Sobol de 1ª e 2ª ordens, a pesquisa confirma o elevado peso da intensidade e direção do vento na determinação das alturas significativas, seguido do efeito de *whitecapping*. Mapas de contorno para altura significativa e período médio de onda foram gerados a partir dos resultados numéricos, que servirá como apoio para aplicação prática em anteprojetos (piscicultura, proteção ambiental) no reservatório e seu entorno. Comparado a estudos anteriores, este trabalho contribui à compreensão da hidrodinâmica de ondas geradas por vento em recinto fechado, nas vertentes determinística e probabilística, com índices de concordância de 82% e desempenho de 67% em relação a dados de campo, em situação crítica de escassez de dados monitorados.

Palavras-chave: ondas geradas por ventos; altura significativa de onda; reservatórios de barragem; modelo SWAN; quantificação de incertezas; metamodelagem; índice de Sobol.

ABSTRACT

The thesis proposes a comprehensive approach to studying wind wave in dam reservoirs, specifically addressing waves in the reservoir of the Ilha Solteira Hydroelectric Power Plant. The work integrates field measurements, deterministic numerical modeling, and metamodeling in a probabilistic approach to provide a more detailed analysis of wave generation and propagation processes in the reservoir. Emphasis is placed on the relevance of the study, considering the economic and safety impacts related to waves in large reservoirs. The diagnosis of significant parameters in the wave generation and propagation process is performed using the SWAN numerical model. The adopted methodology includes, in its deterministic stage, model calibration and validation, statistical analysis, and in the probabilistic stage, the application of the Monte Carlo method, sample convergence analysis, among others, to determine Sobol indices. For the probabilistic aspect, metamodeling with Polynomial Chaos Expansion (PCE), calibrated and validated, is employed alongside global sensitivity analysis using Sobol indices. Wind and wave height data collected in the ONDISA Project (January 2011) were utilized. The obtained results, although based on a limited dataset, show significant advancements in calibrating the SWAN model for the Ilha Solteira case, highlighting the importance of physical parameters such as whitecapping in wave modeling. In the probabilistic aspect, based on first and second-order Sobol indices, the research confirms the high influence of wind intensity and direction on determining significant wave heights, followed by the whitecapping effect. Contour maps for significant wave height and mean wave period were generated from numerical results, serving as support for practical applications in preliminary designs (fish farming, environmental protection) within the reservoir and its surroundings. Compared to previous studies, this work contributes to understanding the hydrodynamics of wind-generated waves in enclosed basins, both in deterministic and probabilistic aspects, with agreement indices of 82% and a performance of 67% concerning field data, particularly in critically scarce monitored data situations.

Keywords: wind waves; significant wave height; dam reservoirs; SWAN model; uncertainty quantification; metamodeling; Sobol index.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Localização da Lagoa dos Patos/RS.....	22
Figura 2 – Barragem da Usina Hidrelétrica Ilha Solteira (UHE Ilha Solteira) no rio Paraná na divisa entre Ilha Solteira (SP) e Selvíria (MS).....	24
Figura 3 – Estrutura geral da aplicação de Quantificação de Incertezas	46
Figura 4 – Trecho da hidrovía Tietê-Paraná no reservatório da barragem de Ilha Solteira - SP, com nome dos rios, dos Estados e pontos de interesse. A linha laranja indica o percurso da hidrovía.....	55
Figura 5 – Gráfico representativo das ocorrências de alturas significativas (2010-2011) coletadas na estação de monitoramento.....	56
Figura 6 – Ocorrências das direções dos ventos (out/2010 a mar/2011) coletadas na estação de monitoramento	57
Figura 7 – Representação em planta da batimetria do lago de Ilha Solteira/SP	57
Figura 8 – Árvore de instrumentação no lago da barragem de Ilha Solteira	59
Figura 9 – Rosa dos ventos do mês de janeiro com médias horárias dos dados de vento (710 dados)	60
Figura 10 – Fluxograma sintético da vertente determinística	60
Figura 11 – Representação gráfica 3D da batimetria do Lago de Ilha Solteira (unidade de medida [m])	62
Figura 12 – Exibição da batimetria completa e do contorno da malha no Aquaveo SMS 10	64
Figura 13 – Croqui dos pontos da fase exploratória (<i>Google Satellite</i>)	65
Figura 14 – Fluxograma sintético da vertente probabilística	76
Figura 15 – Comparativo entre os casos: referência ($cd = 0,038$), com <i>whitecapping</i> desativado e com coeficiente de atrito de fundo de JONSWAP (cd) igual a 0,067, para intensidade do vento igual a 5 m.s^{-1}	81
Figura 16 – Comparativo entre os casos: referência, com <i>whitecapping</i> desativado e com coeficiente de atrito de fundo de JONSWAP igual a 0,067, para intensidade do vento igual a 10 m.s^{-1}	82
Figura 17 – Comparativo entre o caso referência, com <i>whitecapping</i> desativado e com coeficiente de atrito de fundo de JONSWAP igual a 0,067, para intensidade do vento igual a 15 m.s^{-1}	83

Figura 18 – Comparativo entre os casos: referência, com <i>whitecapping</i> desativado e com coeficiente de atrito de fundo de JONSWAP igual a 0,067, para intensidade do vento igual a 20 m.s ⁻¹	84
Figura 19 – Comparativo entre os casos: referência e com difração desligada para intensidade do vento igual a 20 m.s ⁻¹	85
Figura 20 – Comparativo entre os casos: referência, com <i>whitecapping</i> desativado, com coeficiente de atrito de fundo de JONSWAP igual a 0,067 e com a quebra de ondas induzida pela profundidade desativada, para intensidade do vento igual a 20 m.s ⁻¹	86
Figura 21 – Comparativo entre os casos: referência e com a quebra de ondas induzida pela profundidade desativada em batimetria real e os mesmos casos para batimetria com profundidade constante de 2 m para intensidade do vento igual a 20 m.s ⁻¹	87
Figura 22 – Curvas de dissipação de energia total (DISSIP) e por atrito de fundo (<i>Sfric</i>) para os casos C1 e C5 com velocidade do vento de 20 m.s ⁻¹	88
Figura 23 – Curvas de dissipação de energia total (DISSIP), por atrito de fundo (<i>Sfric</i>), por quebra de ondas (<i>Ssurf</i>) e por <i>whitecapping</i> (<i>Swcap</i>) para os casos C1 e C5 com velocidade do vento de 20 m.s ⁻¹	89
Figura 24 – Curvas de dissipação de energia total (DISSIP) e por <i>whitecapping</i> (<i>Swcap</i>) para o caso C1 com velocidades do vento de 5,0, 10,0, 15,0 e 20 m.s ⁻¹	90
Figura 25 – Comparativo entre o caso referência com equação de atrito de fundo de “FRIC KOM” (padrão), “FRIC RIP”, “FRIC COLL” e “FRIC MAD”, para intensidade do vento igual a 15 m.s ⁻¹ e 20 m.s ⁻¹	91
Figura 26 – Comparativo entre as formulações de <i>whitecapping</i> em relação a <i>Hs</i>	92
Figura 27 – Gráficos de <i>Hs</i> × <i>Dados</i> para conjunto de dados de minuto a minuto (min) e em médias horárias (hora) para o ponto da estação de monitoramento	94
Figura 28 – Gráficos de <i>Hs</i> × <i>Dados</i> (dados de vento em médias horárias) para as malhas de 1000 m, 250 m, 150 m e 100 m de resolução, respectivamente	94
Figura 29 – Gráficos de <i>Hs</i> × <i>Dados</i> para o caso padrão e caso com atrito de fundo da eq. de Madsen, respectivamente	97
Figura 30 – Gráficos de <i>Hs</i> × <i>Dados</i> para todos os casos, caso padrão, caso “WU” e caso “SWELL”, respectivamente	98
Figura 31 – Gráficos de <i>Hs</i> × <i>Dados</i> para todos os casos, caso “KOM” (padrão), caso “JANS”, caso “LHIG” e caso “AB”, respectivamente	101

Figura 32 – Gráficos de $H_s \times \text{Dados}$ para todos os casos com exceção do caso “WESTH”, caso “KOM” (padrão), caso “JANS”, e caso “WESTH”, respectivamente	104
Figura 33 – Gráfico de H_s em função da velocidade do vento para o conjunto de dados	107
Figura 34 – Gráfico de porcentagem de ocorrência de direção média de propagação de ondas dispostos em 16 intervalos para o conjunto de dados do sensor	107
Figura 35 – Gráfico de porcentagem de ocorrência de direção de pico de propagação de ondas dispostos em 16 intervalos para o conjunto de dados do sensor	108
Figura 36 – Gráfico de período médio absoluto de propagação de ondas dispostos para o conjunto de dados	108
Figura 37 – Gráfico de período de pico do espectro de densidade de variância (espectro de frequência relativa) para o conjunto de dados	109
Figura 38 – Gráficos de distribuição de probabilidade e frequência para velocidade do vento utilizando dados de campo de outubro de 2010 a março de 2011 (base de dados do Projeto ONDISA)	110
Figura 39 – Gráfico dos resultados estatísticos para as amostras	112
Figura 40 – Gráfico dos erros de validação para as amostras	113
Figura 41 – Gráfico dos erros de validação para as amostras em função do grau polinomial	114
Figura 42 – Índices de Sobol de 1ª ordem e coeficientes de correção e determinação do PCE	114
Figura 43 – Histograma de saída verdadeira vs. previsão de PCE	116
Figura 44 – Índices de Sobol de 1ª e 2ª ordem e coeficientes de correção e determinação do PCE	116
Figura 45 – Coeficientes de correção e determinação do PCE	117
Figura 46 – Mapa de contorno de dados de vento em relação a H_s	118
Figura 47 – Mapa de contorno de dados de vento em relação ao período médio de onda [s]	118
Figura 48 – Histograma de saída verdadeira vs. previsão de PCE com dados de vento constantes	120
Figura 49 – Índices de Sobol de 1ª ordem e coeficientes de correção e determinação do PCE com dados de vento constantes	120
Figura 50 – Curvas de contorno de $H_s \times (T_m *, V *)$	125

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Relevância dos processos durante a propagação da onda de águas profundas para águas rasas. Adaptado de Beji e Battjes (1994)	42
Tabela 2 – Nomenclatura dos pontos com suas coordenadas e profundidades considerando superfície livre na cota 323,18 m	66
Tabela 3 – Cálculos para discretização de incertezas pelo Método GCI	80
Tabela 4 – Dados estatísticos para as malhas de 1000 m, 250 m, 150 m e 100 m ..	96
Tabela 5 – Dados estatísticos para as formulações de campo de vento	100
Tabela 6 – Dados estatísticos para as formulações de <i>whitecapping</i>	103
Tabela 7 – Dados estatísticos para as formulações dos modelos de terceira geração (GEN3)	105
Tabela 8 – Suportes das variáveis aleatórias consideradas	112
Tabela 9 – Descrição estatística dos dados	121
Tabela 10 – Matriz de correlação de <i>Spearman</i>	122
Tabela 11 – Dados estatísticos do modelo de regressão multivariada	124

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Características das malhas utilizadas.	64
Quadro 2 – Nomenclatura e características dos casos analisados	67

LISTA DE SÍMBOLOS

h_i [m]	resolução (<i>mesh</i>) da malha computacional
$\mathcal{M}_0$	constante e igual ao valor esperado do PCE
C_D	coeficiente de arrasto
CGI_{fine} [%]	índice de refinamento da malha de menor resolução
C_b [m ² .s ⁻³]	coeficiente de atrito de fundo (JONSWAP)
D_p [°]	direção de pico
L_0 [m]	comprimento de onda
L_0 [m]	comprimento de onda
R^2	índice de determinação
$S_{ds,b}$ [m ² .s ⁻¹]	termo dissipação por atrito de fundo
$S_{ds,br}$ [m ² .s ⁻¹]	termo de dissipação por quebra induzida de onda
$S_{ds,w}$ [m ² .s ⁻¹]	termo de dissipação por <i>whitecapping</i>
S_i	índices de Sobol de primeira ordem
S_{ij}	índices de Sobol de segunda ordem
S_{in} [m.s ⁻¹]	termo fonte (campo de velocidade)
S_{nl3} [m ² .s ⁻¹]	dissipação por interações triplas de ondas
S_{nl4} [m ² .s ⁻¹]	dissipação por interações quadruplas de ondas
S_{tot} [m ² .s ⁻¹]	termo fonte/sumidouro de energia de onda
e_a	erro relativo adimensional aproximado
e_{ext}	erro relativo extrapolado estimado
k_n	nº de parâmetros de entrada independentes do PCE
n_p	número de variáveis do PCE
$\mathcal{D}_X$	suporte do conjunto de entrada do PCE
c [m.s ⁻¹]	celeridade de onda
C1	referência. Modelo SWAN em condição padrão
C2	<i>whitecapping</i> desabilitado
C3	difração desabilitada
C4	difração desabilitada e atrito de fundo de JONSWAP, C_b , igual a 0,067
C5	difração e quebra induzida de ondas pela profundidade desabilitados

C_6	equação de atrito de fundo de Smith <i>et al.</i> (2011)
C_7	equação de atrito de fundo de Collins (1972)
C_8	equação de atrito de fundo de Madsen <i>et al.</i> (1988)
C_9	alteração do coeficiente de atrito de fundo de JONSWAP, C_b
$\mathcal{M}$	modelo matemático do PCE
$Bias$	desvio sistemático do valor real
Dir [°]	direção de propagação da onda
Dp [°]	direção de pico
E [m ² .s ⁻¹]	densidade de energia
F_s	fator de segurança para intervalo de confiança de 95%
H_s [m]	altura significativa de onda
IC	índice de concordância
ID	índice de dispersão
IP	índice de performance
N	densidade de ação do espectro de onda
N_p	número de coeficientes do PCE
R	coeficiente de Pearson (correlação)
$RMSE$	erro médio quadrático
Tp [s]	período de pico
X	vetor de entrada do PCE
Y	saída escalar do PCE
d [m]	profundidade local
p	grau do PCE
r	fator de refinamento de malha para cálculo GCI

LETRAS GREGAS

$\gamma_b = H_s/d$	Índice de rebentação ou quebra induzida de onda
a	razão da amplitude de onda
$k = 2\pi/\lambda$	número de onda
θ [°]	direção da onda
λ [m]	comprimento de onda
σ [Hz]	frequência relativa

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	21
1.1	OBJETIVOS.....	27
1.1.1.	Geral.....	27
1.1.2	Específicos	27
1.2	JUSTIFICATIVA E CONTRIBUIÇÃO DA PESQUISA.....	28
1.3	ESTRUTURAÇÃO DA TESE.....	29
2	ESTADO DA ARTE, DESCRIÇÃO DO MODELO SWAN E DA QUANTIFICAÇÃO DE INCERTEZAS	31
2.1.	MODELO SWAN	39
2.1.1	Descrição do modelo SWAN	41
2.2.	ASPECTOS GERAIS DE ANÁLISE DE SENSIBILIDADE E QUANTIFICAÇÃO DE INCERTEZAS.....	44
2.2.1	Princípio da Entropia Máxima	48
2.2.2	Métodos de Monte-Carlo × Quase-Monte Carlo	49
2.2.3	Metamodelagem em Expansão em Polinômio Caos (PCE) e Validação...50	
2.2.4	Índices de Sobol por meio de PCE	52
3	MATERIAIS E MÉTODOS	55
3.1.	METODOLOGIA PARA CONSTRUÇÃO DA BATIMETRIA (Vieira, 2013)	61
3.2	PROCEDIMENTOS PARA EXECUÇÃO DO SWAN	62
3.2.1	O uso dos Dados de Vento.....	62
3.2.2	Malhas computacionais e Batimetria	63
3.2.3	Modelo SWAN e Automação de Processos	64
3.3	ANÁLISE DOS PARÂMETROS FÍSICOS.....	70
3.4	ESTATÍSTICA PARA ANÁLISE DE DADOS	73
3.5	VERTENTE PROBABILÍSTICA – QUANTIFICAÇÃO DE INCERTEZAS	74
3.5.1	Modelagem em Expansão em Polinômio Caos	76
3.5.2	Análise de sensibilidade Global.....	77
3.6	MÉTODOS DE ANÁLISES DE RESULTADOS	78

4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	80
4.1	ETAPA EXPLORATÓRIA	80
4.1.1	Análise de convergência de malhas pelo método GCI	80
4.1.2	Análises utilizando o modelo SWAN padrão, desligando o <i>whitecapping</i> e com variação do coeficiente de atrito de fundo	81
4.1.3	Análises sobre a influência da difração e quebra induzida de onda	85
4.1.4	Análises sobre dissipação de energia e suas componentes	87
4.1.5	Análises sobre dissipação de energia pelo atrito de fundo	90
4.1.6	Análises sobre dissipação de energia por distintas equações de <i>whitecapping</i>	91
4.2	ESTUDO DE CASOS DETERMINÍSTICOS	92
4.2.1	Execução do Modelo SWAN em modo estacionário padrão	93
4.2.2	Análise de equações de atrito no modelo SWAN	96
4.2.3	Análise de formulação para a velocidade do vento no modelo SWAN	98
4.2.4	Análise de equações de <i>whitecapping</i> no modelo SWAN	100
4.2.5	Análise de formulações de geração e propagação de ondas no modelo SWAN	103
4.2.6	Análise dos resultados de direções média, de pico e períodos médio e de pico na propagação de ondas	106
4.3	QUANTIFICAÇÃO DE INCERTEZAS NO MODELO SWAN	109
4.3.1	Geração de variáveis aleatórias (suporte e distribuição)	110
4.3.2	Análise de convergência para determinação do tamanho amostral	112
4.3.3	Análise da influência do grau polinomial nos erros de validação do Polynomial Chaos Expansion (PCE)	113
4.3.4	Índices de Sobol para PCE com 3000 dados validado com amostra de 2000 dados	114
4.3.5	Validação do PCE com 3000 mil dados utilizando método 80/20 em conjunto com a técnica <i>bootstrap</i>	115
4.3.6	Mapas de contorno para H_s e Período de onda (T_{m01})	117
4.3.7	Criação e validação de PCE com velocidade e direção fixas	119
4.3.8	Análise estatística, matriz de correlação e equação adimensional	121
4.4	COMENTÁRIOS ACERCA DOS RESULTADOS	126
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	127

REFERÊNCIAS.....	132
APÊNDICE A – Modelo de executável (“.swn”)	142
APÊNDICE B – Código de automação em linguagem Python.....	143
APÊNDICE C – Dados do Projeto ONDISA tratados em médias horárias	148
APÊNDICE D – Imagem de sistematização para cálculo de GCI.....	154
PUBLICAÇÕES	155

1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo aborda-se, de maneira geral, o modelo SWAN e um breve histórico dos estudos de hidrodinâmica em zonas costeiras e em ambientes confinados, como o lago de Ilha Solteira/SP, Brasil. Assim buscando familiarizar o leitor ao tema e relevância do trabalho em questão.

A análise da hidrodinâmica em reservatórios de barragem é um tema de crescente importância global, com implicações significativas para a segurança da navegação, a preservação ambiental e o planejamento de projetos, especialmente no contexto de usinas hidrelétricas. Embora a compreensão hidrodinâmica em ambientes abertos, como zonas costeiras, tenha sido extensivamente estudada, a investigação em recintos fechados, como reservatórios, ainda enfrenta desafios devido à escassez de dados de campo e na obtenção de banco de dados (p.e. ventos e batimetria) necessários à calibração e validação da modelagem numérica (Gruijthuisen, 1996; Booij *et al.*, 1996 e 1999; Mao *et al.*, 2016; Nikishova *et al.*, 2017; Lemke *et al.*, 2018; Marinho *et al.*, 2020; Mattosinho *et al.*, 2022; Alves *et al.*, 2022; Shu *et al.*, 2022; Zhang *et al.*, 2023; Sapiega, Zalewska, Struzik, 2023; Majidi *et al.*, 2023).

Em termos de simulação numérica, o modelo SWAN, de 3ª geração, (Booij *et al.*, 1996 e 1999), largamente difundido na literatura, tem sido amplamente aplicado e validado em áreas costeiras (abertas), estuarinas e semiconfinadas, com aplicação bem mais restrita a recintos fechados (Trovati, 2001 e 2011; Vieira, 2013; Mao *et al.*, 2016; Nikishova *et al.*, 2017; Marinho *et al.*, 2020; Xu *et al.*, 2020; Mattosinho *et al.*, 2022; Wang *et al.*, 2023; Alves *et al.*, 2022), como em reservatórios de barragens, especificamente no Brasil.

Vale lembrar que muitos dos aproveitamentos hidroelétricos do país datam dos anos 60/70, e os poucos modelos disponíveis à época eram de natureza semiempírica e/ou parametrizada. No contexto de águas confinadas, Gruijthuisen (1996) teria sido o pioneiro a utilizar e validar, a partir de medições de boias, o modelo SWAN (*Simulating Waves Nearshore*) no Lago George, Austrália. No Brasil, utilizando o modelo SWAN na Lagoa dos Patos/RS (Figura 1) pela primeira vez, s.m.j., os parâmetros das ondas foram modelados nos estudos conduzidos por Simão (2016) e Lemke *et al.* (2015).

Figura 1 – Localização da Lagoa dos Patos/RS



Fonte: Marinho *et al.* (2020).

Simão (2016) realizou a modelagem de ondas com base em 30 anos de dados de vento (de 1982 a 2012), obtendo resultados de altura significativa (H_s) e período de pico (T_p) para uma localização cerca de seis quilômetros distante de São Lourenço do Sul, onde a profundidade local é de três metros. Em geral, o autor observou maiores frequências de ondas com H_s de até 0,4 m e períodos de pico de até 2,5 s. Embora a localização de análise dos dados modelados não seja exatamente a mesma da boia de medição e o período de estudo (de 1982 a 2012 para a simulação e 2015, primeiro semestre, para as medições com a boia de medição de ondas) não seja o mesmo, os resultados são muito próximos, uma vez que os valores médios de H_s e T_p registrados pela boia de medição de ondas foram de 0,35 m e 2,78 s, respectivamente (Lemke *et al.*, 2017).

Assim como observou que os esporões são responsáveis por uma descontinuidade nos campos de ondas, de acordo com os estudos prévios de Toldo *et al.* (2006). Lemke *et al.* (2015) e Simão (2016) verificaram a calibração do modelo SWAN aplicado à Lagoa dos Patos/RS por meio da análise estatística entre os resultados numéricos e os dados observados medidos pelo ondógrafo direcional.

Lemke *et al.* (2015) afirmam que os resultados numéricos médios (0,50 m, 2,45 s e 75,83°, correspondentes a H_s , T_p e Dir , respectivamente) apresentaram um desempenho satisfatório para os três parâmetros de ondas analisados em relação aos resultados observados médios (0,57 m, 3,33 s e 105,75°, correspondentes a H_s , T_p e

Dir, respectivamente). Os autores notaram uma inclinação do modelo para subestimar os dados observados. Para validar a modelagem, utilizaram dados coletados em campo pelo ondógrafo Waverider Datawell Mark III, especialmente direcionado para monitorar a dinâmica na foz do Arroio Carahá.

O ondógrafo foi fundeado a partir de uma iniciativa da Comissão Intergovernamental de Oceanografia (IOC-UNESCO) coordenada pela Universidade Federal de Rio Grande, através do projeto “Rede Ondas, Rede de Monitoramento de Ondas em Águas Rasas” do Sistema de Observação do Oceano Global (GOOS/Brazil). Estudos mais recentes na região estão dispostos em Lemke *et al.* (2017, 2018), Lima *et al.* (2019), Marinho *et al.* (2020) e Lemke *et al.* (2021).

A hidrodinâmica em recintos fechados, como lagos de barragem, tem sido estudada por modelos de segunda e terceira geração, como ONDISAPy e SWAN respectivamente. No Brasil temos estudos envolvendo modelos de segunda geração, como ONDISACAD/ONDISAPy (desenvolvidos na Fac. Eng. de Ilha Solteira (FEIS) – UNESP), que utilizam de equações parametrizadas para obter as pistas de vento e simular ondas geradas por ventos nos reservatórios e lagos de interesse.

Dada a relevância da Hidrovia Tietê-Paraná na economia e sustentabilidade, a equipe do Projeto ONDISA (liderado pela Universidade Estadual Paulista (UNESP), Trovati, 2001, 2011 e 2015; Vieira, 2013; Mattosinho *et al.*, 2022) realizou trabalho de campo no reservatório da UHE Barragem Ilha Solteira (Figura 2), que contém um segmento da rota de navegação da Hidrovia Tietê-Paraná. Uma estação de monitoramento localizada à 300 m das margens da margem esquerda do reservatório coletou dados de velocidade e direção do vento, e diferença de pressão, que foi transformada em altura significativa de onda, durante o período de outubro de 2010 a março de 2011 (Trovati, 2011; Vieira, 2013).

Expedições em campo, como do Projeto ONDISA, são muito dispendiosas e complexas do ponto de vista logístico e metodológico, porém são essenciais para o avanço científico. Dada a limitação de novas expedições, a literatura utiliza modelos numéricos para replicar as condições observadas em campo. Após a calibragem e validação do modelo para o caso específico, pode-se simular novas situações preditivas para auxiliar na compreensão dos fenômenos envolvidos e seus efeitos.

Desde 2011 vem-se aplicando o modelo SWAN no lago de Ilha Solteira/SP buscando a calibração e validação para a zona em questão (Vieira, 2013).

Figura 2 – Barragem da Usina Hidrelétrica Ilha Solteira (UHE Ilha Solteira) no rio Paraná na divisa entre Ilha Solteira (SP) e Selvíria (MS)



Fonte: Batista (2015).

Vieira (2013) apresenta a primeira calibração e validação, utilizando a base de dados do Projeto ONDISA (Trovati, 2001 e 2011), do modelo SWAN para o caso de Ilha Solteira, na versão 40.72 operada na plataforma SOPRO (Fortes *et al.*, 2006) desenvolvida e fornecida pelo LNEC (Laboratório Nacional de Engenharia Civil de Portugal). Este trabalho utilizou malhas três encaixadas (*nested grid*) de 1000 m (global), 500 m (região de aproximação da estação de monitoramento) e 250 m (entorno da estação de monitoramento).

O trabalho de Vieira (2013) apresenta boa concordância entre os resultados simulados e os medidos em campo (Projeto ONDISA), com tendência do modelo SWAN superestimar os resultados de altura significativa de onda (H_s). No trabalho tem-se que o índice de concordância foi de 70,2%, com índice de dispersão de 44% e de performance/desempenho de 56% considerando o período de outubro de 2010 a março de 2011, sendo que os índices foram calculados com base em nível de persistência de 97% de H_s , ou seja, as iterações são executadas até atingir esta porcentagem comparando o resultado H_s da iteração n com a $(n - 1)$.

Trabalhos que envolvem simulações numéricas contêm imprecisões devido às incertezas nas entradas (variáveis epistêmicas), bem como na calibração dos coeficientes do modelo devido à complexidade dos sistemas envolvidos e à limitação dos dados disponíveis. Pretende-se, assim, determinar a influência e predominância de determinado parâmetro físico quando comparado aos demais na modelagem.

Diversos pesquisadores discorrem sobre o tema por meio da calibração e validação dos modelos, contudo é escassa a discussão sobre a quantificação de incertezas (análise probabilística) e porcentagem de influência dos parâmetros/variáveis no modelo SWAN, por meio da métrica conhecida como índices de Sobol (Nikishova *et al.*, 2017). A fim de efetuar esse tipo de análise, Nikishova *et al.* (2017) utilizou o Método de Quase-Monte Carlo, uma abordagem não intrusiva que pode ser aplicada independentemente da complexidade ou não linearidade do modelo. Analisaram a sensibilidade global de nove parâmetros pelos índices de Sobol para o caso do Complexo de Instalações de Prevenção de Enchentes de São Petersburgo, Rússia.

Os autores verificaram, pela análise de sensibilidade global (índices de Sobol), que a direção do vento era o parâmetro mais importante. Além disso, a influência nas respostas do modelo também era dada pela incerteza na velocidade do vento, batimetria, nível d'água e índice de rebentação ($\gamma_b = Hs/d$). Desse modo, diminuir a incerteza da resposta é possível se os valores das entradas forem os mais precisos possíveis (Nikishova *et al.*, 2017).

No escopo desta Tese verifica-se o estudo no trecho da hidrovía Tietê-Paraná, no reservatório da hidrelétrica de Ilha Solteira/SP utilizando o modelo SWAN na versão 41.31. Esta localidade é explorada desde meados dos anos 90 no que tange estudos de hidrodinâmica, sendo empregados inicialmente modelos de segunda geração para simular alturas significativas de onda, com certo sucesso.

O grande diferencial do modelo de terceira geração (SWAN), neste caso específico, é a utilização da batimetria real e complexa do reservatório. Os artigos do grupo, que estão em parte no capítulo 2, relatam os avanços obtidos utilizando este modelo de terceira geração, mesmo que com dados escassos. Todavia ainda não se obteve a calibração e configuração adequada do modelo. Esta busca pela otimização é o cerne deste trabalho.

Os trabalhos anteriores do grupo de pesquisa ONDAFEIS, registrado no CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico), apresentam dados

estatísticos promissores e com constante melhoria conforme se aprofunda o conhecimento no tema e área de estudo. Desse modo, este trabalho tem o grande objetivo de apresentar e comprovar a metodologia e modelagem mais acertada que resulte em estatísticas ainda melhores. Adianta-se que os resultados são animadores pois apresentam, em parte, as melhorias almejadas.

Assim exposto, dado o relevante papel da Hidrovia Tietê-Paraná na economia e sustentabilidade da região de estudo, esta tese visa simular, calibrar e validar o fenômeno de geração de ondas por ventos (em modo estacionário conforme recomendação do manual do modelo) e gerar banco de dados a partir do modelo numérico SWAN (modelo determinístico) em uma célula do reservatório da UHE Ilha Solteira (trecho da rota de navegação comercial), a fim quantificar as incertezas no modelo de acordo com as variáveis estudadas.

Tal contribuição é relevante, uma vez que há carência de estudos que considerem a batimetria complexa e a dinâmica do vento em reservatórios no Brasil; para o reservatório da UHE Ilha Solteira, por exemplo, não há aplicação de modelos numéricos com verificação mais apurada do índice de convergência do refinamento de malhas em toda a área de estudo, influência dos diversos parâmetros de entrada do SWAN nos resultados, e análise de sensibilidade dos parâmetros físicos na modelagem com abordagem probabilística, apesar de fazer parte de um relevante trecho de rota hidroviária comercial do Mercosul.

Cabe, por fim, ressaltar que a proposta numérica, traduz-se em elemento de supra importância na determinação da matriz de fragilidade do entorno do reservatório. O objetivo deste trabalho é, pois, explorar a hidrodinâmica das ondas geradas por vento no lago da barragem de Ilha Solteira, a partir de uma abordagem determinística com o código SWAN e probabilística para a quantificação de incertezas, incluindo a elaboração de metamodelo em *Polynomial Chaos Expansion* (PCE), via regressão (Marelli; Lüthen; Sudret, 2022). Dessa forma, busca-se determinar a sensibilidade e quantificar as incertezas dos parâmetros físicos intervenientes na geração e propagação de ondas, de forma ainda inexplorada, contribuindo para projetos multidisciplinares e estudos que visem melhorar as condições sociais, econômicas e de segurança principalmente voltadas à navegação e preservação ambiental.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1. Geral

O principal objetivo deste doutoramento é analisar a hidrodinâmica, com apoio de quantificação de incertezas na vertente probabilística, para determinar a sensibilidade dos parâmetros físicos na propagação de ondas no reservatório da barragem de Ilha Solteira.

1.1.2 Específicos

- 1) Analisar a influência do refinamento de malhas (250 m, 150 m e 100 m), pelo método GCI (*Grid Convergence Index*), nos resultados de altura significativa de onda comparados com os dados de campo e o custo computacional;
- 2) Verificar a sensibilidade local e global dos parâmetros de entrada do modelo SWAN e sua influência nas simulações na região com maiores alturas significativas de onda;
- 3) Calibrar e validar o modelo SWAN na versão 41.31, de plataforma aberta, para o caso do trecho da hidrovia Tietê-Paraná no reservatório de Ilha Solteira/SP considerando os dados de campo (velocidade e direção de ventos e altura significativa de ondas) de janeiro de 2011 do Projeto ONDISA tratados e transformados em médias horárias;
- 4) Determinar o tamanho amostral das variáveis por meio de análise convergência do modelo referente à altura significativa de onda utilizando cinco variáveis aleatórias (velocidade e direção do vento, coeficiente de atrito de fundo e de *whitecapping* de JONSWAP e índice de quebra induzida de onda ($\gamma_b = Hs/d$)) geradas aplicando o método de Quase-Monte Carlo;
- 5) Criar metamodelo em Expansão em Polinômio Caos (PCE) e validar com técnicas probabilísticas: *leave-one-out*, 80/20 e *bootstrap*;
- 6) Quantificar as incertezas, a partir de método probabilístico, do modelo numérico substitutivo (PCE), utilizando, cinco variáveis aleatórias por meio da obtenção dos índices de Sobol.

1.2 JUSTIFICATIVA E CONTRIBUIÇÃO DA PESQUISA

Este trabalho se diferencia de trabalhos anteriores do Grupo de pesquisa, principalmente pela adoção da versão 41.31 do modelo SWAN em plataforma aberta, onde as simulações são executadas com base em nível de persistência de 99,5% de H_s , com utilização de malhas mais refinadas (garantindo convergência de malhas); análises físicas sobre os principais parâmetros envolvidos na propagação de ondas e adoção de médias horárias para os dados de vento (velocidade e direção).

Faz-se uma abordagem pioneira para a zona de estudo referente à metamodelagem (modelo simplificado ou abstrato que descreve o comportamento das ondas geradas por ventos, utilizando parâmetros e relações extraídos de modelos mais complexos ou de dados empíricos) e quantificação de incertezas do fenômeno de ondas geradas por ventos no reservatório de Ilha Solteira, que é complementar aos estudos determinísticos de calibração e validação do modelo SWAN.

Em um 1º momento, a pesquisa revisita o SWAN em versão mais atualizada (versão 41.31), em relação a trabalhos anteriores, e conduz cenários de simulação em célula de estudo (segmento da hidrovía comercial Tietê-Paraná), no reservatório da Hidrelétrica de Ilha Solteira. O grande diferencial do modelo de terceira geração (SWAN), neste caso específico da Tese, é a utilização da batimetria real e complexa do reservatório com diferentes resoluções de malhas e dados de ventos (velocidade e direção) em médias horárias. Em um 2º momento executa-se os estudos referentes a quantificação de incertezas associada a modelagem a partir da utilização de metamodelagem e obtenção de índices de Sobol.

Adicionalmente, são conduzidas análises físicas aprofundadas sobre os principais parâmetros que influenciam a propagação de ondas. Destaca-se também a utilização de médias horárias para os dados de vento (velocidade e direção), em contraste com a abordagem de Vieira (2013), que empregou dados de minuto a minuto. Uma das contribuições pioneiras é a introdução de técnicas de metamodelagem e quantificação de incertezas específicas para a zona de estudo.

O escopo desta pesquisa concentra-se na análise de um tema relevante e subexplorado: a hidrodinâmica em ambientes fechados, adotando tanto uma abordagem determinística quanto probabilística. Por meio de modelagem numérica e quantificação de incertezas, com uma ênfase inovadora no reservatório de Ilha Solteira, almeja-se desenvolver ferramentas que permitam uma análise mais precisa

dos fenômenos de ondas geradas por ventos para subsidiar anteprojetos mais assertivos no tocante à segurança, à navegação em hidrovias, proteção e preservação ambiental do entorno do reservatório. Essa precisão é particularmente crucial no que diz respeito à segurança, à navegação em hidrovias, à proteção e preservação ambiental nas proximidades do reservatório.

1.3 ESTRUTURAÇÃO DA TESE

Capítulo 1: Introdução

Apresentação de contextualização sobre a importância da hidrodinâmica em reservatórios de barragem, com ênfase na segurança da navegação e no planejamento de projetos em reservatórios de barragem no contexto brasileiro. São discutidos os desafios enfrentados na modelagem numérica de reservatórios, a relevância do modelo SWAN e a escassez de estudos específicos para esses ambientes no Brasil. O capítulo também estabelece os objetivos da pesquisa e sua contribuição para o conhecimento científico na área.

Capítulo 2: Revisão Bibliográfica

Revisitação aos principais estudos e avanços no campo da hidrodinâmica em zonas costeiras e reservatórios de barragem, com foco em ondas geradas por ventos. São discutidos os modelos numéricos utilizados, como o SWAN, e as técnicas de análise de sensibilidade e quantificação de incertezas. A revisão bibliográfica busca embasar teoricamente a abordagem metodológica adotada na pesquisa.

Capítulo 3: Materiais e Métodos

Detalhamento da zona de estudo e são apresentadas informações sobre a topografia, o clima e as características físicas do reservatório, destacando sua importância na hidrovia Tietê-Paraná e na rota do Mercosul.

Especificação da metodologia utilizada na pesquisa, incluindo a análise de malhas, a automação do processo, a seleção de parâmetros do modelo SWAN e a análise probabilística. São discutidas as etapas seguidas para a realização das simulações numéricas e a obtenção dos resultados.

Capítulo 4: Resultados e Discussões

Os resultados obtidos a partir das simulações numéricas das vertentes determinísticas e probabilísticas são apresentados e discutidos neste capítulo. São analisadas as influências dos parâmetros do modelo nas simulações e comparados com dados de campo, visando validar as modelagens realizadas. São também discutidas as principais conclusões e contribuições do estudo para o conhecimento na área.

Capítulo 7: Considerações Finais

Apresentação das conclusões finais da pesquisa, destacando suas contribuições, limitações e sugestões para pesquisas futuras. São reafirmados os objetivos alcançados e discutida a relevância dos resultados obtidos para a compreensão da hidrodinâmica em reservatórios de barragem.

Publicações

Trabalhos desenvolvidos e publicados durante a elaboração da tese.

Referências

São listadas todas as referências bibliográficas utilizadas ao longo da tese, seguindo as normas de citação e referência adotadas.

Apêndices

Neste último segmento são apresentados os conteúdos complementares citados no texto.

2 ESTADO DA ARTE, DESCRIÇÃO DO MODELO SWAN E DA QUANTIFICAÇÃO DE INCERTEZAS

A geração de ondas por ventos é um fenômeno que tem sido estudado há décadas. As primeiras investigações científicas foram realizadas na década de 1950, quando os primeiros modelos matemáticos foram desenvolvidos para descrever o comportamento das ondas geradas por ventos em superfícies livres (Gelci *et al.*, 1957; Phillips, 1957; Miles, 1957). Desde então, diversos estudos têm sido conduzidos para entender melhor as características dessas ondas e como elas podem afetar a segurança das barragens, zonas costeiras e margens de reservatórios, estruturas portuárias entre outros.

O mecanismo de transferência de *momentum* do vento para a geração de ondas é um processo complexo e influenciado por diversos fatores. Em linhas gerais, pode-se dizer que as ondas são geradas pelo atrito do vento com a superfície da água (tensão de cisalhamento), que faz com que parte da energia cinética do vento seja transferida para a água na forma de movimento ondulatório devido ao gradiente de pressão.

Além disso, outros fatores como a topografia do terreno adjacente ao espelho d'água, a intensidade e direção do vento, e as características da região de estudo, do próprio reservatório, podem afetar a geração e propagação das ondas. Para entender melhor esse processo, é preciso considerar a hidrodinâmica e as equações matemáticas que descrevem o comportamento dessas ondas gravitacionais.

A partir dessas informações, é possível desenvolver modelos matemáticos e numéricos capazes de simular a geração e propagação das ondas em diferentes condições. Esses modelos, quando aplicados a águas confinadas, são fundamentais para a avaliação da segurança de barragens, e outras estruturas hidráulicas, erosão de margens, transporte de sedimentos, entre outros.

Gelci *et al.* (1957) foram os pioneiros no desenvolvimento de um modelo de previsão de ondas baseado na equação diferencial de transporte de energia. Devido à falta de teorias apropriadas, eram utilizadas expressões empíricas para a determinação da evolução espectral. Com base nos estudos de Phillips (1957) e Miles (1957) sobre os processos de geração de ondas, principalmente as interações do campo de velocidades do vento com a superfície da água, aliados aos estudos de

Pierson e Moskowitz (1964) sobre o espectro, foi aberto o caminho para a elaboração de modelos de ondas ditos modelos de primeira geração.

Nos modelos de primeira geração, cada componente do espectro de energia propaga-se com a sua própria velocidade de grupo, desenvolvendo-se de forma independente em relação às demais, até atingir um nível individual de saturação. A interação não linear é desprezada ou, se parametrizada, pouco significativa, sendo representada de uma forma simples (WMO, 1988).

Os principais erros associados a este tipo de modelo parecem ser a subestimação do crescimento das ondas, por superestimar a transferência de energia do vento para as ondas e subestimar a interação não linear entre ondas na região de alta frequência.

Na década de 70 foram desenvolvidos os modelos denominados de segunda geração com base nos estudos de Hasselmann *et al.* (1973), que após análise de dados do JOint North Sea WAve Project (JONSWAP), observaram que o espectro não se encontra completamente desenvolvido devido a interações não lineares onda-onda. Estas interações provocam a transferência de energia dentro do espectro. Neste tipo de modelo a interação não linear é representada através de parametrizações, o que impede o crescimento independente dos diversos componentes do espectro.

Atualmente tem-se os modelos ditos de terceira geração, os quais são distintos dos de segunda geração devido ao método de solução da interação onda-onda, desse modo os componentes podem propagar-se pela malha em diversas direções.

Estudos sobre a geração e propagação de ondas produzidas pela ação do vento têm sido explorados e validados para áreas costeiras abertas (Ou *et al.*, 2002; Gonçalves *et al.*, 2014; Hoque *et al.*, 2020; Xu *et al.*, 2020; Wang *et al.*, 2023, entre outros). Tais estudos foram validados pelo confronto de resultados numéricos e dados obtidos por boias localizadas tanto no mar, quanto na costa. Por outro lado, a análise da geração e propagação de ondas de vento em grandes corpos d'água, como reservatórios de barragens, é menos explorada pela literatura.

Para o desenvolvimento de metodologias e ferramentas, modelos numéricos são muito úteis para avaliar a geração e previsão de ondas de vento. Uma das ferramentas mais empregadas para estimar altura significativa de ondas é o modelo SWAN (*Simulating Waves Nearshore*), de terceira geração, proposto por Booij *et al.*, (1996 e 1999), capaz de simular a geração, propagação e dissipação da agitação em regiões costeiras e águas interiores, com base na cinética do vento e na equação de

conservação da ação das ondas. Embora muito úteis, modelos numéricos como SWAN requerem validação e calibração usando dados empíricos, por exemplo, estações de medição (boias).

Nesse contexto, Gruijthuisen (1996) apresentou a primeira validação do modelo SWAN utilizando dados de campo do Lago George na Austrália. Tal lago é considerado raso, com profundidade praticamente constante de 2,0 m. Utilizando resultados de oito boias ao longo do maior eixo (norte-sul) do lago e três estudos de caso com velocidades constantes do vento (modo estacionário), o autor evidenciou a aplicabilidade do modelo SWAN em águas restritas, avaliando e calibrando distintos parâmetros e formulações.

O autor realizou testes acadêmicos com o SWAN, calculando curvas de crescimento de energia adimensional em relação à distância adimensional para diferentes casos com fundo plano e profundidades adimensionais distintas. Os resultados mostraram uma concordância razoável com as curvas de crescimento empiricamente derivadas. Além disso, foram identificadas as faixas de profundidade adimensional em que os processos dissipativos desempenham um papel importante na altura de onda totalmente desenvolvida.

Para a validação do SWAN, foram selecionados três casos com diferentes velocidades constantes de vento a partir dos dados de campo do Lago George. O modelo foi testado em oito estações de medição de ondas no lago, buscando encontrar a combinação ótima de opções de formulação da física das ondas que proporcionasse os melhores resultados em comparação com as alturas significativas de ondas medidas.

O autor utilizou o erro médio relativo absoluto como índice estatístico para avaliar o desempenho do modelo. O SWAN apresentou bom desempenho, com o erro médio relativo absoluto variando de 0,06 m (melhor caso) a 0,16 m (caso padrão com configurações predefinidas).

Esses resultados demonstram a eficácia do SWAN na previsão de ondas em ambientes semelhantes ao Lago George. A validação do modelo com dados de campo fornece maior confiabilidade às suas estimativas e contribui para seu uso em outros locais semelhantes. Além disso, o estudo oferece conhecimento sobre os processos dissipativos que influenciam a altura de onda totalmente desenvolvida em áreas com fundos rasos.

Portanto, a tese de doutorado de Gruijthuijsen é uma referência relevante na área de previsão de ondas e pode ser citada na revisão bibliográfica como uma contribuição significativa, tanto na validação do modelo SWAN quanto na compreensão dos processos envolvidos na altura de ondas totalmente desenvolvidas.

Seguindo essa linha, Jin e Ji (2001) também empregaram o modelo SWAN nas águas rasas do Lago Okeechobee na Flórida (profundidade média de 3,0 m), utilizando dois conjuntos de dados de vento e altura de onda: 1) dados de seis dias de 1989 para calibração do modelo; e 2) dados de seis dias de 1996 para validação do modelo. As análises mostraram uma boa concordância entre os dados medidos e simulados, bem como uma forte correlação entre a altura das ondas e o campo de vento.

O modelo SWAN também foi utilizado por Moeini e Etemad-Shahidi (2009) para analisar as ondas de vento no Lago Erie (um dos cinco grandes lagos da América do Norte). Os pesquisadores consideraram a dinâmica do vento e uma batimetria complexa variando até 58 m de profundidade, com uma profundidade média de 19 m. Os dados do estudo foram coletados por 276 horas, durante onze dias e meio. Entre os principais resultados, os pesquisadores destacam que o modelo SWAN mostrou boa capacidade de prever as variações de H_s (altura significativa de onda) e T_p (período de pico) quando o vento muda bruscamente de direção e velocidade.

Mao *et al.* (2016) utilizaram um banco de dados de 10 anos de velocidade do vento e altura significativa de onda para verificar a sensibilidade das equações e parâmetros do modelo SWAN usando malhas não estruturadas e posteriormente calibrá-lo para o lago Michigan, EUA. Este é o maior lago de água doce nos EUA, e o quinto no mundo. Foi encontrada boa concordância entre os dados numéricos e de campo.

No Brasil, os reservatórios e lagos de barragem geralmente estão ligados a hidrovias e permitem a navegação interior, tornando a análise de ondas geradas por ventos relevante para evitar acidentes que possam danificar as embarcações e/ou dificultar o escoamento de cargas em rotas comerciais.

A segurança da navegação interior e a mitigação de fenômenos erosivos significativos em ambientes lacustres exigem uma estimativa precisa da ação das ondas de vento (força/energia das ondas) nas margens do reservatório e em estruturas, sejam elas fixas (como barragens, muros de contenção, estruturas e muros-guia) ou móveis (como a própria embarcação).

Por essas razões, tornou-se cada vez mais importante desenvolver metodologias e ferramentas capazes de promover a previsão e monitoramento de ondas geradas por ventos em reservatórios e trechos de hidrovias. Nesse sentido, o controle sobre o nível de agitação da superfície livre do reservatório e seus efeitos em estruturas fixas ou móveis e nas margens é, de fato, um elemento essencial na construção de uma base para um futuro sistema de alerta (Diebold; Heller, 2017; Marques; Andrade, 2017; Mattosinho *et al.*, 2018; Różyński, 2018; Jalil *et al.*, 2019; Li *et al.*, 2019; Mattosinho *et al.*, 2019; Holanda *et al.*, 2020; Mattosinho *et al.*, 2022).

Nesse contexto foi criado o Projeto ONDISA, liderado pela Universidade Estadual Paulista (UNESP) (Trovati, 2001), que desenvolvera um projeto piloto focado em campanhas de medição com o objetivo de inferir sobre a hidrodinâmica das ondas geradas por ventos no reservatório da UHE (Usina Hidrelétrica de Energia) Ilha Solteira, seguimento da importante Hidrovia Tietê-Paraná devido sua relevância econômica, logística e social. A aquisição de dados de campo, seu processamento, tratamento e análise, aliados à modelagem numérica permitiram identificar globalmente o clima local de ondas e suas ações sobre o entorno.

Expedições/campanhas em campo, como do Projeto ONDISA, são muito dispendiosas e complexas do ponto de vista logístico e metodológico, porém são essenciais para o avanço científico. Dada a limitação destas campanhas no reservatório de Ilha Solteira, as abordagens têm sido realizadas a partir de modelos numéricos para replicar as condições observadas em campo.

Após a calibragem e validação do modelo numérico para o caso específico, pode-se simular novas situações preditivas para auxiliar na compreensão dos fenômenos envolvidos e seus efeitos. Maiores detalhes podem ser verificados em Trovati (2001, 2011, 2015); Maciel *et al.* (2012); Vieira (2013), Mattosinho (2016), Mattosinho *et al.* (2021); Mattosinho, *et al.* (2022) e Mattosinho, *et al.* (2023).

Aprofundando a linha de pesquisa defendida por Vieira (2013), Vieira *et al.* (2015) descrevem a aplicação do modelo SWAN-VEG (modelo SWAN com módulo de vegetação) no lago da barragem de Ilha Solteira, em São Paulo, Brasil. O modelo foi utilizado para simular as ondas geradas pelo vento no reservatório, levando em consideração a presença de vegetação.

Os resultados dos testes de sensibilidade mostraram uma redução significativa nas alturas das ondas quando uma área vegetada foi considerada, especialmente em

locais próximos a essa área, sendo mais evidente em condições de vento mais intenso.

Além disso, observou-se que não houve variação significativa das alturas de onda em relação à direção das ondas nos casos com vegetação. Ao considerar a batimetria real do lago, as conclusões se mantiveram, embora a redução nas alturas de onda tenha sido menos evidente em comparação com os casos de batimetria constante. O estudo ressalta a importância da caracterização da vegetação presente no lago de Ilha Solteira e sua influência nos processos erosivos ao longo das margens do reservatório.

O trabalho de dissertação de Mattosinho (2016) aborda e aprofunda a investigação sobre propagação de ondas geradas pelo vento em reservatórios de barragens e seus efeitos na geração de energia, segurança da navegação e erosão das margens. O objetivo principal da dissertação é quantificar os coeficientes de atenuação de energia das ondas em função da presença de vegetação, utilizando simulação numérica com o software SWAN-VEG.

Foram realizadas análises das alturas das ondas geradas em diferentes cenários, considerando a influência da vegetação e o refinamento da malha do modelo. O estudo destaca a importância de determinar com precisão o coeficiente de arrasto (C_D) para compreender o fenômeno complexo de atenuação das ondas em águas confinadas com vegetação.

Os resultados indicam que a atenuação devido à vegetação é um processo dinâmico e essencial para a modelagem da hidrodinâmica costeira. Os conhecimentos obtidos contribuem para o desenvolvimento de medidas de bioengenharia visando mitigar a erosão das margens de reservatórios de barragens.

O trabalho oferece uma contribuição significativa ao campo, fornecendo informações importantes para o estudo das interações entre vegetação e ondas, além de sugestões para a implementação de estratégias de proteção e conservação dos reservatórios. Em 2020 houve revisão e aprimoramentos, sendo publicado em formato de livro por Mattosinho e Vieira (2020) com título: *Influência da Vegetação na Atenuação de Energia de Ondas*.

Vieira, Maciel e Mattosinho (2017) investigaram a influência da vegetação nas margens do lago da barragem de Ilha Solteira, São Paulo, na atenuação das ondas geradas pelo vento. Para isso, eles utilizaram o modelo SWAN-VEG, que permite simular o comportamento das ondas próximas à costa.

Os pesquisadores realizaram análises detalhadas considerando diferentes arranjos de vegetação e malhas, a fim de compreender como esses fatores afetam a redução da energia das ondas. Além disso, foram testados distintos valores de velocidade e direção do vento para obter uma comparação da atenuação das ondas com e sem a presença da vegetação.

Como esperado, em águas profundas a presença de vegetação alterou a H_s em menos de 1%, já em casos próximos à margem, em águas intermediárias e rasas, o amortecimento de ondas variou da ordem de 30% a 85% de acordo com o caso de estudo.

Os resultados obtidos mostraram que a presença da vegetação ao longo das margens do lago desempenha um papel significativo na atenuação das ondas. Diferentes arranjos de vegetação e batimetrias foram capazes de reduzir a energia das ondas de maneira eficaz. Além disso, fatores como velocidade e direção do vento também desempenham um papel importante na atenuação das ondas.

Os pesquisadores ressaltam a importância de obter dados precisos de batimetria nas áreas próximas às margens para estimar adequadamente a eficácia da atenuação das ondas pela vegetação. Essas informações são fundamentais para o desenvolvimento de estratégias de mitigação de impactos, especialmente em áreas onde a presença de ondas pode representar riscos à infraestrutura e à segurança.

Resultados complementares podem ser observados em Mattosinho, Maciel e Vieira (2019). Os resultados destacam a viabilidade das medidas não-estruturais, como o uso de vegetação, para mitigar os impactos das ondas. No entanto, são necessárias pesquisas adicionais para validar os resultados e melhorar a precisão do modelo SWAN-VEG. A aplicação prática desse modelo pode beneficiar projetos de engenharia e gestão de recursos hídricos, proporcionando uma proteção mais eficaz às margens dos reservatórios e reduzindo os efeitos erosivos.

Na esteira de aplicação do modelo SWAN-VEG, Mattosinho, Ferreira e Maciel (2023) investigaram a propagação de ondas geradas pelo vento no lago da barragem de Ilha Solteira, em São Paulo, considerando a presença de vegetação e a influência da submersão das plantas.

Utilizando o modelo SWAN-VEG, foram realizadas simulações com duas malhas batimétricas de resoluções diferentes (250 m e 70 m) e duas malhas de vegetação. Os resultados revelaram uma significativa redução na altura das ondas ao

atravessarem áreas vegetadas, especialmente em condições de ventos mais intensos.

Além disso, constatou-se que a altura relativa das plantas (submergência) desempenha um papel moderado na dissipação de energia das ondas, sendo que a altura da vegetação igual à profundidade local foi apontada como o modelo mais eficiente. Essas descobertas ressaltam a importância da consideração da submergência das plantas na análise do impacto das ondas em reservatórios.

Voltando-se a aplicação de modelo de segunda geração ONDISACad pelo grupo de pesquisa, Mattosinho *et al.* (2021) apresentou um estudo sobre a previsão da altura das ondas no Reservatório de Belo Monte, considerando diferentes condições de vento.

Os resultados mostraram que, para ventos de velocidade média, as alturas das ondas esperadas não devem ultrapassar 0,07 m. No entanto, rajadas intensas podem gerar ondas de até 1,17 m, e ventos excepcionais podem resultar em ondas de até 3,30 m. Essas informações são essenciais para avaliar os impactos erosivos nas áreas próximas ao reservatório e garantir a segurança na navegação.

O estudo enfatiza a importância de um monitoramento contínuo das condições meteorológicas na região, incluindo vento, temperatura, umidade e pluviosidade, ao longo de pelo menos dois anos. Esses dados são cruciais para melhorar a calibração de modelos numéricos e obter previsões mais precisas das alturas das ondas.

Não obstante, recomenda-se o uso de batimetria atualizada e softwares avançados, como o modelo SWAN, para aprimorar as estimativas das ondas e possibilitar o desenvolvimento de estudos mais assertivos sobre os efeitos das ondas nas margens, como erosão e sobreposição.

Os pesquisadores ressaltam a necessidade de desenvolver uma versão aprimorada do modelo ONDISACad (rotinas e automações em linguagem *lisp* para AutoCad), chamada ONDISAPY, que apresenta maior eficiência computacional por ser elaborado em linguagem *python*. Essa nova versão tem potencial para oferecer cálculos mais rápidos e precisos, facilitando a análise das ondas no reservatório. Em Mattosinho *et al.* (2023) pode-se observar a discussão entre estes modelos e o modelo SWAN.

O estudo de Mattosinho *et al.* (2021) é relevante para a compreensão dos padrões de ondas no Reservatório de Belo Monte e fornece informações importantes para a gestão e segurança das áreas adjacentes. As conclusões destacam a

necessidade de um monitoramento contínuo das condições climáticas e aprimoramentos nos modelos numéricos utilizados, visando estimativas mais precisas e a realização de estudos mais detalhados sobre os efeitos das ondas nas margens do reservatório.

Como pôde-se verificar, o controle do nível de agitação da superfície livre do reservatório e seus efeitos sobre as estruturas fixas ou móveis e sobre as margens é, de fato, um elemento essencial na construção de uma base para um futuro sistema de alerta (Diebold; Heller, 2017; Marques; Andrade, 2017; Mattosinho, *et al.*, 2018; Różyński, 2018; Jalil, *et al.*, 2019; Li, *et al.*, 2019; Mattosinho, *et al.*, 2019; Holanda, *et al.*, 2020; Marinho *et al.*, 2020; Stolyarova *et al.*, 2021; Mattosinho *et al.*, 2022; Swatridge *et al.*, 2022; Alves *et al.*, 2022).

Para desenvolver tais metodologias e ferramentas, modelos numéricos são muito úteis para avaliar a geração e previsão de ondas de vento. Uma das ferramentas mais empregadas para estimar ondas é o modelo SWAN (*Simulating WAVes Nearshore*) proposto por Booij *et al.* (1996, 1999), que é capaz de simular a geração, propagação e dissipação da agitação em regiões costeiras e águas interiores, baseado na cinética do vento e na equação de conservação da ação das ondas. Embora muito úteis, modelos numéricos como SWAN requerem validação e calibração usando dados de campo, por exemplo estações de medição (boias).

2.1. MODELO SWAN

O modelo é capaz de prever a altura, período e direção das ondas, bem como sua interação com a praia/margem e as estruturas costeiras. Este modelo é amplamente utilizado em estudos de engenharia costeira, gestão de riscos costeiros e planejamento de atividades no mar.

No contexto de águas restritas, Gruijthuisen (1996) apresentou uma validação do modelo SWAN utilizando dados de campo do Lago George, Austrália, que tem batimetria aproximadamente constante com dois metros de profundidade.

O autor realizou testes acadêmicos com o SWAN, calculando curvas de crescimento de energia em relação à distância, de forma adimensional, para diferentes casos com fundo plano e profundidades adimensionais distintas. Os resultados mostraram uma concordância razoável com as curvas de crescimento empiricamente derivadas. Além disso, foram identificadas as faixas de profundidade

em que os processos dissipativos desempenhavam papel importante na altura de onda totalmente desenvolvida.

Para a validação do SWAN, foram selecionados três casos com diferentes velocidades constantes de vento a partir dos dados de campo do Lago George apresentados por Young e Verhagen (1996). O modelo foi testado em oito estações de medição de ondas no lago (eixo norte-sul), buscando encontrar a combinação ótima de opções de formulação da física das ondas que proporcionasse os melhores resultados em comparação com as alturas significativas de ondas medidas.

Outros autores vêm utilizando o SWAN, como ondas geradas por ventos extremos no Reservatório de Gorky (Rússia) por Stolyarova *et al.* (2021) ou o SWAN acoplado ao Delft3D-SWAN, caso estudado por Swatridge *et al.* (2022) para o Lago Ontário (EUA) para simular ressacas, ondas superficiais e circulação durante dois eventos de tempestade.

No contexto brasileiro, a Lagoa dos Patos tem sido amplamente estudada ao longo dos anos (Lemke *et al.*, 2015, 2017, 2018, 2021; Lima *et al.*, 2019; Marinho *et al.*, 2020), comparando resultados numéricos com medições de ondógrafo direcional. Os trabalhos indicam a boa concordância das simulações com os dados de campo e embasam trabalhos voltados ao transporte de sedimentos.

O uso do modelo SWAN foi essencial para a construção do regime ondulatório local, com base em dados de intensidade e direção do vento. A metodologia apresentada pode ser aplicada em outras regiões e representa um avanço significativo na obtenção de parâmetros reais para modelos numéricos de geração e propagação de ondas.

As conclusões daqueles estudos destacam a importância dos diversos cenários observados para pesquisas científicas e fornecem informações valiosas para o planejamento de ações de proteção costeira na região de estudo.

Outro grande reservatório que desperta interesse no país é o de Porto Primavera, divisa entre São Paulo e Mato Grosso do Sul. Siqueira *et al.* (2018) aplicaram o modelo SWAN para simular as ondas geradas pelo vento no reservatório e os resultados obtidos demonstraram a eficiência do modelo nesse tipo de estudo, com reduções significativas na altura das ondas obtidas com o uso de quebra-mares de tubos geotêxteis e de concreto piramidal, alcançando uma redução de 42%.

Esses resultados são semelhantes aos verificados nos quebra-mares instalados na margem do reservatório e nos testes laboratoriais hidrodinâmicos realizados no Instituto de Pesquisas Tecnológicas (IPT-SP) (Siqueira *et al.*, 2018).

A modelagem hidrodinâmica em reservatórios de barragem e lagos é escassa, notadamente no Brasil, todavia, têm-se trabalhos de grande relevância científica para nortear e corroborar a metodologia de pesquisa a ser seguida nesta Tese.

Muitas vezes é difícil reproduzir em laboratório as condições reais encontradas no campo, além de ser oneroso campanha de medição na zona de estudo, motivo pelo qual é importante utilizar modelos matemáticos e numéricos apoiados por métodos estatísticos mais elaborados para lidar com essas incertezas e reduzir a margem de erro nas estimativas.

2.1.1 Descrição do modelo SWAN

SWAN é um modelo numérico de código aberto desenvolvido na *Delft University of Technology* (TUDelft), na Holanda. O principal objetivo do modelo SWAN é resolver a equação de balanço de ação espectral sem quaisquer restrições, *a priori*, no espectro para a evolução do crescimento da onda (modelo de onda de terceira geração) (Booij *et al.*, 1996; The SWAN team, 2020a). O modelo SWAN é baseado na equação de equilíbrio da ação das ondas com fontes e sumidouros, o modelo de ondas SWAN é uma extensão dos modelos de ondas de terceira geração em águas profundas e sua filosofia científica básica é idêntica à do modelo clássico de ciclo WAM 3 (The SWAN team, 2020b).

O modelo SWAN é usado para obter estimativas realistas de parâmetros de ondas em áreas costeiras, lagos e estuários a partir de determinadas condições de vento, batimetria e corrente, ou seja, em qualquer corpo de água em que as ondas de vento (gravitacionais) sejam relevantes. A aplicação em recintos fechados, como lagos e reservatórios de barragens, pode ser encontrada em Gruijthuijsen (1996), Jin e Ji (2001), Moeini e Etemad-Shahidi (2009), Maciel *et al.*, (2012), Vieira (2013), Vieira *et al.*, (2014), Mattosinho (2016) e Mattosinho *et al.*, (2018, 2019, 2021, 2022, 2023a e 2023b), entre outros trabalhos relevantes apontados anteriormente.

O modelo SWAN emprega os parâmetros do vento de uma região delimitada, incluindo velocidade, direção e frequência, seja em regime permanente ou não permanente, a fim de realizar a simulação da altura das ondas. Este processo envolve

a utilização de dados de batimetria predefinidos para propagar as ondas por todo o domínio computacional. Este domínio pode ser estabelecido com base em registros de ondas previamente determinados e medidos em limites específicos do domínio ou fronteira.

Pode-se utilizar boias, resultados de outros modelos numéricos como no WAM (*WAVE Modeling*), entre outros mecanismos adotados na literatura para realizar testes de confrontação de resultados. As equações implementadas no SWAN, resolvidas por meio do método das diferenças finitas, referem-se à geração, dissipação e interação não linear de ondas em águas profundas, intermediárias e rasas.

Neste estudo, os dados de vento (velocidade e direção) da média hora são executados no modo estacionário e o processo de iteração é executado até 50 iterações ou quando 99,5% de precisão for alcançada entre duas iterações subsequentes considerando altura de onda significativa, conforme sugerido pelo manual (The SWAN team, 2020b).

A Tabela 1 apresenta a relevância de cada processo físico na mecânica das ondas para cada condição de profundidade relativa, ou seja, águas profundas, águas intermediárias e águas rasas (Beji; Battjes, 1994). Os processos mais relevantes observados em trabalhos anteriores realizados pelo grupo de pesquisa aparecem em destaque.

Tabela 1 – Relevância dos processos durante a propagação da onda de águas profundas para águas rasas. Adaptado de Beji e Battjes (1994)

Processos	Águas profundas	Águas intermediárias	Águas rasas
Geração do vento	XXX	XXX	X
Interações quádruplas	XXX	XXX	X
Interações triplas	O	O	XX
Arrebentação parcial	O	XXX	X
Atrito de fundo	O	XX	XX
Refração	X	X	XX
Empolamento	O	XX	XXX
Rebentação	O	X	XXX
Reflexão	O	O	X/XX
Difração	O	O	X

Fonte: elaboração do próprio autor.

Nota: Simbologia: Dominante (XXX); Significante (XX); Pouco Relevante (X) e; Irrelevante (O).

A equação do balanço de ação do espectro é uma função da densidade de ação, $N(\sigma, \theta) = E(\sigma, \theta) / \sigma$, onde σ é a frequência relativa, θ é a direção da onda e E é a densidade de energia. Formulada em coordenadas eulerianas, a equação do espectro de ação é dada pela Equação 1.

$$\frac{\partial N}{\partial t} + \frac{\partial c_x N}{\partial x} + \frac{\partial c_y N}{\partial y} + \frac{\partial c_\theta N}{\partial \theta} + \frac{\partial c_\sigma N}{\partial \sigma} = \frac{S_{tot}(\sigma, \theta)}{\sigma} \quad (1)$$

O primeiro termo do lado esquerdo da Equação 1 representa a taxa local de mudança da densidade de ação ao longo do tempo. O segundo e terceiro termos representam, respectivamente, a propagação da densidade de ação no plano $x - y$, considerando a celeridade das ondas no espaço $c(x, y, \theta, \sigma)$. O quarto termo representa a mudança na frequência relativa devido a variações nas profundidades e correntes. Por fim, o quinto termo descreve a refração induzida pela profundidade e pela corrente. Em resumo, o lado esquerdo da Equação 1 representa a porção cinemática do modelo, enquanto o lado direito, o termo fonte/sumidouro. Do lado direito da Equação 1, S_{tot} é expresso pela Equação 2.

$$S_{tot} = S_{in} + S_{nl3} + S_{nl4} + S_{ds,w} + S_{ds,b} + S_{ds,br} \quad (2)$$

Estes seis termos para fontes e sumidouros de energia das ondas representam o crescimento das ondas pela entrada do vento, transferência não linear de energia das ondas através de interações triplas e quádruplas de ondas, decaimento da onda devido ao *whitecapping*, atrito do fundo e quebra de onda induzida pela profundidade, respectivamente. As formulações completas e comentários estão disponíveis em The SWAN team (2020b).

Malhas retangulares com espaçamentos constantes Δx e Δy na direção $x -$ e $y -$, respectivamente, é escolhida. O espaço espectral é dividido em células elementares com resolução direcional constante $\Delta\theta$ e resolução de frequência relativa constante $\Delta\sigma/\sigma$ (resultando em uma distribuição de frequência logarítmica). O campo de vento não depende de z , pois são fixadas em U_{10} (velocidade do vento corrigida para altura de 10 m).

O modelo SWAN (versão 41.31) será usado na versão padrão sem adicionar novas equações (na primeira abordagem sem calibração). Assim, todas as equações e discretização do modelo podem ser verificadas em The SWAN team (2020b).

Em se tratando de vantagens de se utilizar este modelo, pode-se citar sua versatilidade, sendo capaz de abordar diferentes escalas, desde áreas costeiras até bacias oceânicas extensas. Sua abordagem espectral possibilita uma representação detalhada das características das ondas, incluindo altura, período e direção, fatores cruciais para simulações precisas.

A capacidade do SWAN de simular interações complexas entre ondas e outros processos, como correntes, sedimentação e estruturas costeiras, amplia significativamente sua aplicabilidade.

Além disso, o SWAN é reconhecido por sua acessibilidade como software de código aberto, facilitando sua utilização pela comunidade científica. A possibilidade de validação e calibração com dados observacionais contribui para a confiabilidade dos resultados, promovendo uma maior robustez nas simulações.

Entretanto, a utilização efetiva do SWAN requer consideração de suas limitações. Para simulações precisas, é crucial fornecer dados detalhados, como informações sobre a batimetria, condições iniciais e dados de vento, o que pode ser desafiador em determinadas regiões.

Além disso, a complexidade computacional do SWAN pode ser substancial, especialmente em simulações de grande escala, demandando recursos computacionais consideráveis. Algumas sensibilidades a parâmetros específicos exigem uma calibração minuciosa para garantir a confiabilidade dos resultados.

Em situações específicas, como ondas extremamente não-lineares ou em ambientes altamente turbulentos, o modelo pode apresentar limitações. Adicionalmente, em simulações de longo prazo, podem surgir desafios, destacando a necessidade de consideração cuidadosa das condições de estudo.

Assim exposto e em função dos trabalhos apresentados, fica evidenciada a pertinência do tema e necessidade de melhorias das análises prévias, conjugando modelagem numérica acoplada com quantificação de incertezas de ondas geradas por ventos em recintos fechados, para ambientes com escassez de dados.

2.2. ASPECTOS GERAIS DE ANÁLISE DE SENSIBILIDADE E QUANTIFICAÇÃO DE INCERTEZAS

A Análise de Sensibilidade Global, conforme delineada por Saltelli *et al.* (2007), é um estudo que investiga a relação entre as variáveis de saída de um modelo

matemático ou sistema e suas variáveis de entrada. Este método, frequentemente utilizado em conjunto com a Análise de Incertezas, enfatiza a quantificação e propagação das incertezas. Pannell (1997) destaca diversas utilidades dessa abordagem, como a avaliação da robustez dos resultados diante de incertezas, o aprofundamento da compreensão das relações entre variáveis, a identificação de variáveis influentes na redução de incertezas, a detecção de erros no modelo e a simplificação deste último.

O contexto da aplicação da Análise de Sensibilidade é relevante para a escolha do método apropriado, levando em consideração aspectos como o custo computacional. Helton *et al.* (2006) ressaltam que o custo pode ser um desafio, especialmente em modelos complexos que demandam avaliações computacionais extensivas. A correlação entre as entradas, a não-linearidade da resposta do modelo, as interações cruzadas e a presença de múltiplas saídas são fatores que influenciam essa escolha (Saltelli; Annoni, 2010).

A abordagem da Análise de Sensibilidade é crucial em modelos cada vez mais complexos, nos quais a relação entre entradas e saídas pode ser não trivial, levando a uma interpretação desafiadora. Em casos nos quais as entradas estão sujeitas a fontes de incertezas, a análise de sensibilidade torna-se fundamental para a compreensão da credibilidade das previsões do modelo, considerando não apenas erros de medição, mas também a variabilidade natural do sistema (Der Kiureghian; Ditlevsen, 2009).

A escolha entre diferentes métodos de análise de sensibilidade é orientada por características específicas do problema em questão, incluindo custo computacional, correlação de entradas, não-linearidade da resposta, interações cruzadas e múltiplas saídas. É imperativo reconhecer que a interpretação dos resultados pode ser desafiadora em modelos com múltiplas variáveis de saída correlacionadas, o que sublinha a complexidade dessa análise (Paruolo; Saisana; Saltelli, 2012).

Em resumo, a aplicação criteriosa da Análise de Sensibilidade, considerando as nuances específicas do problema em estudo, proporciona uma contribuição valiosa para a compreensão e aprimoramento de modelos matemáticos complexos.

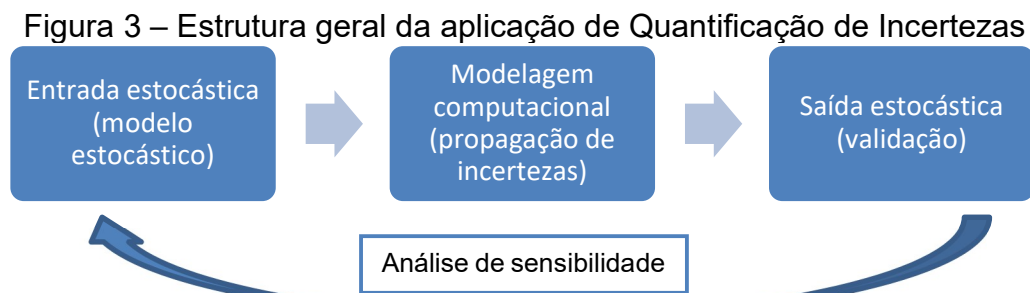
A quantificação de incertezas (*UQ*, *Uncertainty Quantification* em inglês) é utilizada para avaliar a variabilidade dos resultados de um modelo matemático, levando em consideração as incertezas presentes nos dados de entrada. Isso é especialmente importante em áreas como engenharia, finanças e ciências biológicas,

onde pequenas variações nos parâmetros podem ter grandes impactos nos resultados.

Para ilustrar a importância da quantificação de incertezas, pode-se pensar em um modelo matemático que simula o comportamento de um sistema físico. Se os valores de entrada do modelo forem considerados exatos, o resultado obtido será também exato.

No entanto, na prática, esses valores são sempre estimados ou medidos com algum grau de incerteza, o que pode levar a resultados imprecisos ou até mesmo errôneos. A quantificação de incertezas permite avaliar a confiabilidade dos resultados obtidos pelo modelo, levando em consideração essas incertezas.

A estrutura geral da aplicação da UQ (Figura 3) consiste em estabelecer modelos estocásticos adequados para os parâmetros de entrada do modelo determinístico, propagar as incertezas ao modelo determinístico e obter saídas estocásticas. As saídas estocásticas ainda podem alimentar um processo de análise de sensibilidade para determinar quais parâmetros foram mais ou menos relevantes ao modelo. No caso particular das ondas geradas por ventos, as propriedades de saída (como altura significativa de onda, H_s , e período de pico, T_p) devem ter sua incerteza quantificada para melhor embasar as aplicações em projetos e previsão de danos, fornecendo faixas de segurança adequadas.



Fonte: elaboração do próprio autor.

UQ permite avaliar a probabilidade de diferentes resultados em situações em que as informações disponíveis são limitadas ou sujeitas a variações. Na engenharia, por exemplo, a quantificação de incertezas é fundamental para garantir a segurança e eficiência de projetos complexos, como barragens, pontes, portos e usinas nucleares. Na vertente de ciências biológicas, naturais, a quantificação de incertezas é aplicada em estudos epidemiológicos, ambientais e climáticos, entre outros.

Entre as diversas ferramentas disponíveis para quantificação de incertezas, pode-se citar duas de interesse: “DAKOTA toolkit” (Adams *et al.*, 2021; Dalbey *et al.*, 2021) e o “UQLab” (Marelli; Sudret, 2014). Duas poderosas plataformas utilizadas em áreas do conhecimento, como engenharia, ciências biológicas e finanças. Essas ferramentas permitem uma análise abrangente e precisa das incertezas presentes nos dados de entrada de um modelo, oferecendo suporte a otimização, estimação de parâmetros, análise de sensibilidade e muito mais.

O “DAKOTA toolkit” é amplamente reconhecido por sua versatilidade e eficiência em lidar com problemas complexos de quantificação de incertezas. Para além da sua capacidade de integrar-se facilmente a outros códigos e modelos. Permite uma abordagem integrada para resolver problemas de otimização e análise de incertezas.

Na engenharia, o “DAKOTA toolkit” é especialmente valioso em projetos de infraestrutura, como barragens, pontes e usinas nucleares, onde é crucial considerar as incertezas presentes nos parâmetros e materiais envolvidos. Sua natureza orientada a objetos e suporte a modelagem paralela o tornam uma escolha sólida para problemas complexos e computacionalmente intensivos.

Por outro lado, o UQLab é amplamente reconhecido por sua interface gráfica amigável e fácil usabilidade, tornando-o acessível mesmo para não especialistas em quantificação de incertezas. Há uma ampla gama de ferramentas para análise de incertezas, incluindo técnicas de análise de sensibilidade, ajuste de modelo e propagação de incertezas.

Na área de ciências biológicas, onde estudos epidemiológicos, ambientais e climáticos são comuns, o UQLab pode ser uma excelente escolha para quantificar a incerteza associada a parâmetros e dados coletados em pesquisas. Além disso, a comunidade acadêmica e industrial amplamente adota o UQLab, o que demonstra sua relevância e aceitação na comunidade de quantificação de incertezas.

Para simular ondas geradas por ventos com SWAN, os usuários devem inserir parâmetros do modelo, como velocidade do vento, batimetria e assim por diante, bem como definir coeficientes do modelo, cujo valor geralmente não é conhecido com precisão e são calibrados confrontando os resultados simulados com as medições de estações meteorológicas e boias.

Devido a entradas incertas, a resposta do modelo também contém alguma incerteza, o que leva a um risco no uso dos resultados do modelo para as decisões

(Nikishova *et al.*, 2017). Neste estudo, será estimada a incerteza na resposta dos cálculos do modelo referente à altura significativa de onda (H_s), e detectadas as entradas incertas, que podem influenciar significativamente a saída do modelo.

Existem métodos intrusivos e não-intrusivos para a Quantificação da Incerteza (Maître; Knio, 2010; Nikishova *et al.*, 2017). Métodos intrusivos lidam com equações dentro dos modelos e substituem os códigos (*solver*) por sua versão estocástica. Quando código original, para resolver o problema determinístico, é modificado a fim de levar em consideração as incertezas, este método é intrusivo.

Por outro lado, a metodologia é chamada não-intrusiva se o código do *solver* não for modificado. Por exemplo, o método de Monte Carlo (Fishman, 1996) não requer modificação do código fonte do *solver*. Esta será empregada e as variáveis de entrada serão consideradas como pseudoaleatórias com distribuição uniforme de acordo com os conceitos de Entropia Máxima, sequência de Sobol e Método Quase-Monte Carlo.

Para investigar as principais fontes de incerteza, ou seja, qual das entradas incertas mais contribui para a incerteza no resultado do modelo, foi aplicada a técnica de Análise de Sensibilidade (AS). Diferentes métodos de AS podem ser baseados em função da saída do modelo em um único ponto (i.e., análise local), ou podem ser baseados em variância (i.e., análise global) (Saltelli; Annoni, 2010).

Song *et al.* (2015) apresentaram um extenso estudo sobre métodos AS para modelos hidrológicos. Uma comparação de diferentes métodos qualitativos (classificação dos parâmetros de entrada) e quantitativos (avaliação dos efeitos de entrada incertos para a variância total do produto) é apresentada em Gan *et al.* (2014).

2.2.1 Princípio da Entropia Máxima

A escolha de variáveis aleatórias é uma etapa fundamental na quantificação de incertezas, pois a distribuição de probabilidade escolhida deve representar adequadamente o fenômeno em estudo. O princípio da entropia máxima é um critério utilizado para selecionar a distribuição de probabilidade que melhor representa as informações disponíveis. Essa abordagem busca maximizar a entropia da distribuição (incerteza), ou seja, escolher a distribuição mais adequada possível, dado o conhecimento prévio sobre o fenômeno.

Dispõe-se de códigos com exemplos didáticos para este fim (Cunha Jr, 2020). O "Maximum Entropy Code" é um código Matlab de fácil execução para o cálculo de distribuições de entropia máxima e as correspondentes amostras estatísticas a partir de um conjunto dado de informações conhecidas. A implementação é numericamente robusta e segue um estilo educacional, tornando seu uso muito intuitivo.

2.2.2 Métodos de Monte-Carlo × Quase-Monte Carlo

O método de Monte-Carlo (MC) é um dos mais utilizados para a simulação de incertezas em modelos matemáticos. Ele se baseia na geração de variáveis aleatórias simples e na repetição do modelo com essas variáveis para obter uma estimativa da resposta. No entanto, o método de Monte Carlo pode ser lento e requer muitas amostras para atingir uma precisão desejada.

O método de Quase-Monte Carlo (QMC) é uma alternativa ao método de Monte-Carlo que utiliza sequências determinísticas de pontos em vez de pontos aleatórios. Essas sequências são escolhidas de forma a minimizar a discrepância em relação à distribuição uniforme. Isso resulta em uma convergência mais rápida e uma menor variância do estimador.

No entanto, o método de QMC pode ser sensível à dimensão do problema e requer uma escolha cuidadosa das sequências de números aleatórios. O método é especialmente eficaz quando a função de interesse é complexa e altamente não-linear.

A sequência de Sobol é uma técnica utilizada para gerar variáveis aleatórias com distribuição uniforme, que pode ser aplicada ao método QMC. Essa técnica se baseia na decomposição da variância de uma função em termos de índices de sensibilidade de Sobol, que permitem identificar as variáveis mais importantes para a incerteza do modelo. Ao utilizar a sequência de Sobol no método QMC, é possível reduzir o erro de aproximação do modelo, tornando a simulação mais precisa e eficiente.

2.2.3 Metamodelagem em Expansão em Polinômio Caos (PCE) e Validação

Metamodelagem é uma técnica utilizada para construir modelos matemáticos que representam o comportamento de sistemas complexos. Esses modelos são construídos a partir de dados experimentais, ou numéricos, e podem ser utilizados para prever o comportamento do sistema em diferentes condições.

A metamodelagem em Expansão em Polinômio Caos (PCE em inglês) é uma técnica particularmente útil quando o sistema apresenta não-linearidades e interações complexas entre as variáveis. Todavia, necessita de validação da equação criada. Uma das vantagens significativas do uso do PCE é sua rápida convergência e a expressão da solução final como um processo aleatório, e não apenas como um conjunto de estatísticas.

O grau polinomial do PCE criado também é de suma importância, pois é necessário considerar quantas variáveis serão analisadas e calcular quantos coeficientes polinomiais serão obtidos (equações de 3 a 6), a fim de garantir que não haja mais coeficientes do que dados amostrais.

$$Np = \binom{n_p + p}{n_p} \quad (3)$$

$$\binom{a}{b} = \frac{a!}{b!(a-b)!} \quad (4)$$

$$a = n_p + p \quad (5)$$

$$b = n \quad (6)$$

onde Np é o número de coeficientes do polinômio, n_p é o número de variáveis e p o grau do polinômio. A equação (4) apresenta a fórmula de combinação, que é explicitada nas equações (5) e (6).

A validação do PCE é uma etapa crucial para garantir a sua precisão e confiabilidade. Nesse sentido, uma técnica comumente utilizada é a técnica "leave-one-out" (Marelli; Lüthen; Sudret, 2022), que consiste em retirar um ponto do banco de dados utilizado para construir o metamodelo e utilizar os demais pontos para gerar um novo modelo.

No caso específico, isso implica na remoção dos dados previamente utilizados na criação do PCE. Esse modelo é então utilizado para prever o valor do ponto retirado

anteriormente, permitindo avaliar a capacidade do metamodelo em generalizar para novos dados.

Durante a validação do PCE, é importante avaliar diferentes métricas de erro, como o erro médio absoluto e o coeficiente de determinação, para garantir que o modelo seja capaz de prever os valores com alta precisão. Além disso, é possível utilizar técnicas de visualização, como gráficos de dispersão, para comparar os valores previstos pelo metamodelo com os valores reais. Essas ferramentas permitem identificar possíveis problemas no modelo e ajustá-lo para melhorar a sua performance.

Outras formas também são difundidas, como a técnica de divisão 80/20 (regra de Pareto), conhecida como validação cruzada dividida, que é comumente aplicada na validação de modelos e algoritmos. Essa abordagem consiste em dividir o conjunto de dados em dois grupos distintos: um conjunto de treinamento, que compreende 80% dos dados, e um conjunto de validação, com os 20% restantes. Essa divisão aleatória permite uma avaliação imparcial do desempenho do modelo, uma vez que os dados de validação não são utilizados durante o treinamento.

A validação cruzada 80/20 oferece benefícios substanciais no que diz respeito à identificação de valores discrepantes nos dados (*outliers*). Valores atípicos, ou pontos discrepantes, são identificados quando as previsões do modelo se desviam consideravelmente dos valores observados. Esses pontos destacados indicam possíveis erros nos dados ou comportamentos excepcionais que requerem investigação.

Além disso, essa técnica possibilita avaliar a capacidade do modelo de generalizar. Modelos bem-sucedidos em dados de treinamento podem não se comportar igualmente bem em novos dados. Portanto, a validação cruzada 80/20 é importante para aferir a qualidade e a confiabilidade do modelo.

Para quantificar a incerteza associada aos dados, a concordância entre as previsões do modelo e os valores reais do conjunto de validação é utilizada. Essa concordância reflete a incerteza do modelo e é fundamental para entender a precisão das estimativas.

Já o método de *bootstrap* é uma abordagem eficaz para avaliar a incerteza associada a dados observados. Esse método envolve a criação de novos conjuntos de dados com reposição, criando múltiplas amostras de dados do mesmo tamanho que o conjunto de dados original. Esse procedimento permite a inclusão repetida de

pontos de dados em uma amostra *bootstrap*, enquanto outros pontos podem não ser incluídos.

Os intervalos de confiança podem ser construídos com base nas amostras *bootstrap*, indicando a faixa na qual os valores reais provavelmente estão contidos. Isso é de extrema importância para a avaliação da incerteza, especialmente em pesquisas que dependem de resultados precisos e confiáveis.

De modo geral, o processo pode ser resumido da seguinte forma: para uma amostra original de tamanho $n = X_1, X_2, \dots, X_n$ são realizadas amostragens com reposição para criar múltiplas amostras $X_1^*, X_2^*, \dots, X_n^*$. São estimados os coeficientes do modelo para cada amostra e avaliada a variabilidade nas estimativas dos coeficientes.

Este processo iterativo proporciona uma visão mais abrangente da incerteza associada aos parâmetros do modelo e, portanto, ajuda a melhorar a validação e confiança nas previsões do modelo PCE.

A aplicação das técnicas de divisão 80/20 e de *bootstrap* desempenha um papel fundamental na validação de metamodelos. Elas garantem a qualidade e a confiabilidade dos resultados, auxiliando na identificação de *outliers*, na aferição da capacidade de generalização do modelo e na quantificação da incerteza associada aos dados. A combinação adequada dessas técnicas em análises de dados empíricos, ou numéricos, contribui para a robustez das conclusões em uma variedade de campos de pesquisa.

O detalhamento das equações para obtenção do PCE e suas definições matemática estão dispostas em Marelli, Lüthen e Sudret (2022). Neste trabalho são aplicados os conceitos e modelos dispostos por estes autores por meio da biblioteca UQLab, e dessa forma não são compilados os equacionamentos nesta Tese.

2.2.4 Índices de Sobol por meio de PCE

Para avaliar o impacto de cada variabilidade nos dados de entrada na resposta do sistema de interesse, a Análise de Sensibilidade Global (ASG) se destaca como uma ferramenta eficaz. A ASG, por meio de um método de decomposição de variância, visa desmembrar a variância da saída em contribuições ou combinações específicas de cada variável de entrada. Diversas abordagens de ASG são

encontradas na literatura, incluindo o método de Borgonovo, a abordagem de Morris, entre outras, e os índices de Sobol (Saltelli *et al.*, 2008).

Neste estudo, concentraremos nossa atenção no método dos índices de Sobol, que possibilita a identificação eficiente de parâmetros influentes no modelo, otimização de recursos computacionais. Pode fornecer base sólida para tomada de decisões relacionadas ao gerenciamento de reservatórios e propicia melhoria contínua do modelo, aumentando sua precisão e confiabilidade.

O PCE permite representar a relação entre as entradas e saídas do modelo através de uma série de polinômios ortogonais, que podem ser usados para avaliar a propagação das incertezas nas saídas do modelo. Os índices de Sobol são uma ferramenta importante para identificar as entradas mais influentes no modelo, análise de sensibilidade global.

Os índices de Sobol permitem quantificar a contribuição, e incerteza, de cada entrada para a variabilidade das saídas do modelo, o que é fundamental para análise de sensibilidade global e a otimização do modelo. Estes podem ser calculados diretamente a partir dos coeficientes do PCE (Sobol, 1993).

Dado um modelo matemático $\mathcal{M}$ que possui k_n parâmetros de entrada independentes agrupados em um vetor de entrada X e uma saída escalar Y tal que (eq. 7):

$$Y = \mathcal{M}(X) \quad , \quad X = \{X_1, X_2, \dots, X_K\} \quad (7)$$

Conforme Sobol (1993), é possível definir Y na decomposição em somas de diferentes dimensões. Para simplificar a notação deste exemplo, todas as equações a seguir assumirão que as variáveis de entrada são uniformes e que o suporte do conjunto de entrada é $\mathcal{D}_X = [0,1]^{k_n}$. Portanto, Y é definido pela eq. (8):

$$Y = \mathcal{M}_0 + \sum_{i=1}^{k_n} \mathcal{M}_i(X_i) + \sum_{i=1}^{k_n} \mathcal{M}_{ij}(X_i, X_j) + \dots + \mathcal{M}_{i\dots k}(X_i \dots X_{k_n}) \quad (8)$$

Onde todas as somas da expansão podem ser calculadas por meio de integrais de forma recursiva, o primeiro termo $\mathcal{M}_0$ é constante e igual ao valor esperado (eq. 9):

$$\mathcal{M}_0 = \int_{\mathcal{D}_X} \mathcal{M}(X) dX \quad (9)$$

Os demais termos representam os valores médios condicionais para os parâmetros i e ij ($i \neq j$).

Nesse contexto, a decomposição de Sobol pode ser definida em termos de variâncias condicionais (Sobol, 1993). Dessa forma, são obtidos os índices de Sobol de primeira ordem, os quais mensuram o efeito aditivo de cada entrada individualmente em relação à variância total (eq. 10) e os efeitos de interação das entradas, como um índice de segunda ordem (eq. 11).

$$S_i = \frac{Var[\mathcal{M}_i(X_i)]}{Var[\mathcal{M}(X)]} \quad (10)$$

$$S_{ij} = \frac{Var[\mathcal{M}_{ij}(X_i, X_j)]}{Var[\mathcal{M}(X)]} \quad (11)$$

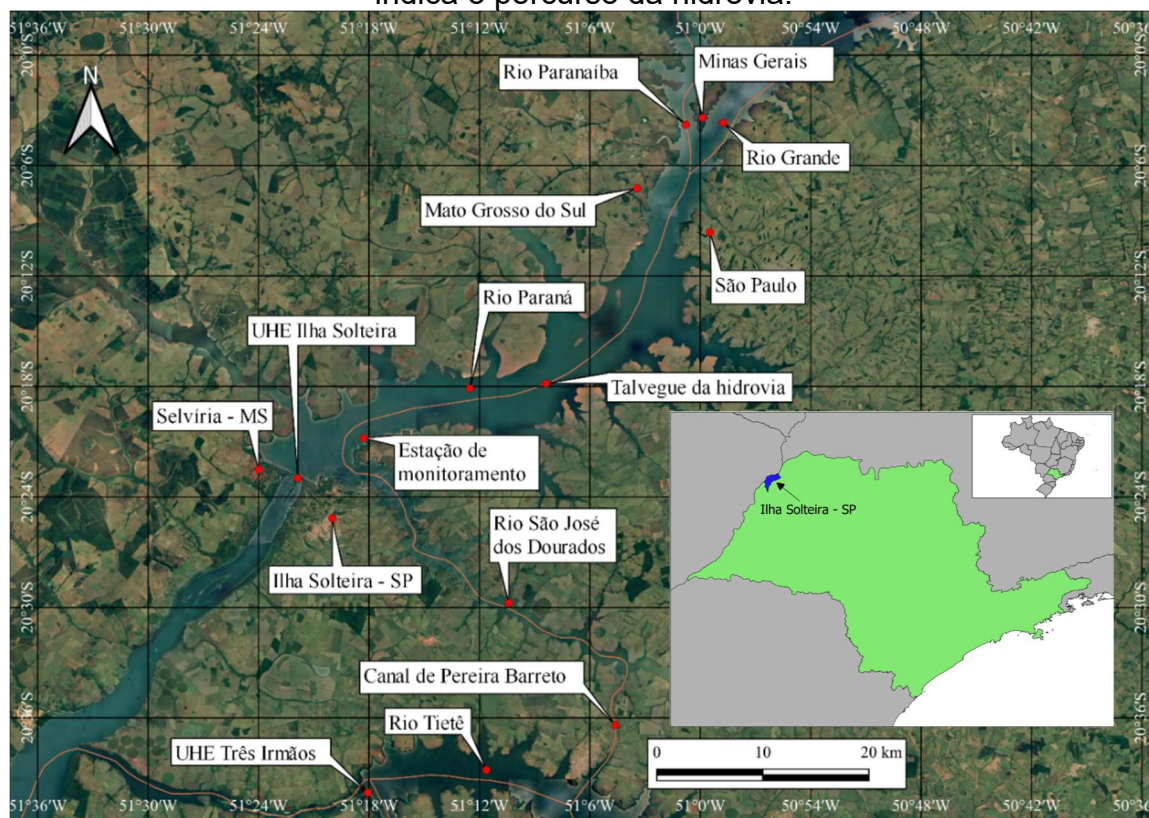
Os índices de Sobol calculados pelo PCE podem ser encontrados em Crestaux, Maitre e Martinez (2009) e Palar *et al.* (2018). Os índices de Sobol de primeira ordem, ao quantificar a influência individual de cada variável de entrada, revelam a proporção da variância total do modelo atribuída a cada variável. Esses índices são fundamentais para identificar as variáveis que exercem o maior impacto isolado no desempenho do modelo, proporcionando uma compreensão aprofundada da importância relativa de cada fator.

Por outro lado, os índices de Sobol de segunda ordem vão além, considerando as interações entre pares de variáveis de entrada. Ao analisar a contribuição das interações entre duas variáveis na variância total do modelo, esses índices proporcionam uma visão mais abrangente das relações entre as variáveis. Essa abordagem é valiosa para compreender como as combinações de variáveis influenciam o comportamento do sistema, destacando padrões e sinergias que podem não ser evidentes ao analisar apenas as variáveis isoladamente.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

A pesquisa concentra-se no reservatório da Barragem de Ilha Solteira (Figura 4), integrante do Complexo Urubupungá, o sexto maior complexo hidrelétrico global. Localizado a aproximadamente 5 km da cidade de Ilha Solteira, município no noroeste do Estado de São Paulo, o reservatório possui um papel importante na hidrovia Tietê-Paraná e na rota comercial do Mercosul.

Figura 4 – Trecho da hidrovia Tietê-Paraná no reservatório da barragem de Ilha Solteira - SP, com nome dos rios, dos Estados e pontos de interesse. A linha laranja indica o percurso da hidrovia.



Fonte: elaboração do próprio autor.

Nota: referencial: SIRGAS 2000/UTM ZONA 22S – EPSG:4618

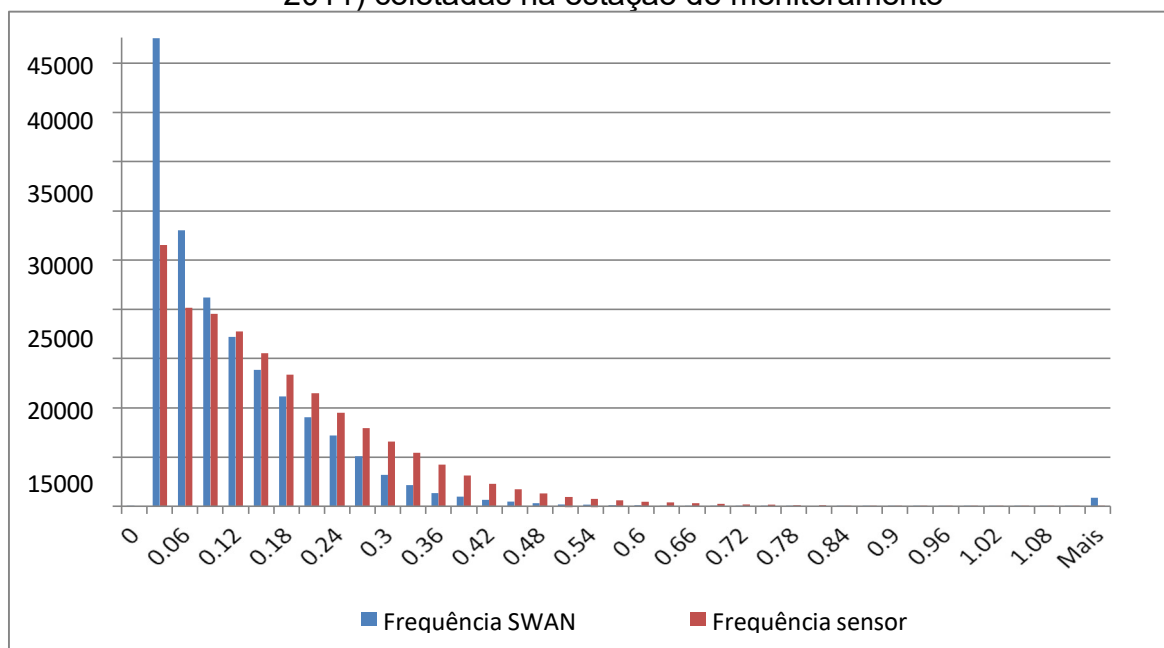
Em termos climatológicos, a região é classificada como clima de savana (Koppen Aw), com chuvas predominantemente no verão. Os ventos, em sua maioria moderados (com vento médio de 5 m.s^{-1}), podem atingir velocidades superiores a 10 m.s^{-1} , com rajadas extremas registradas a $33,3 \text{ m.s}^{-1}$ (120 km/h) em situações excepcionais (Hernandez, 2010a, 2010b). A direção predominante dos ventos é Nordeste, influenciando a formação de ondas ao longo da rota de navegação (Vieira,

2013), que, atuando sobre uma pista da ordem de dezenas de quilômetros, podem produzir ondas de 1,5 m ao longo da rota de navegação, em situações extremas.

O reservatório da Barragem de Ilha Solteira está localizado a uma latitude 20°25'58" sul e a uma longitude 51°20'33" oeste, com altitude de aproximadamente 335 m. Estrategicamente localizado na confluência dos rios Tietê e Paraná, na divisa com o Estado de Mato Grosso do Sul, abrange uma área de 1.195 km², com extensão de 5.605 m segundo a CESP (Companhia Energética de São Paulo) e é um segmento vital da rota comercial do Mercosul. O reservatório capta águas de uma vasta área de 375.460 km², com níveis operacionais variando de 323 a 328 m acima do nível do mar.

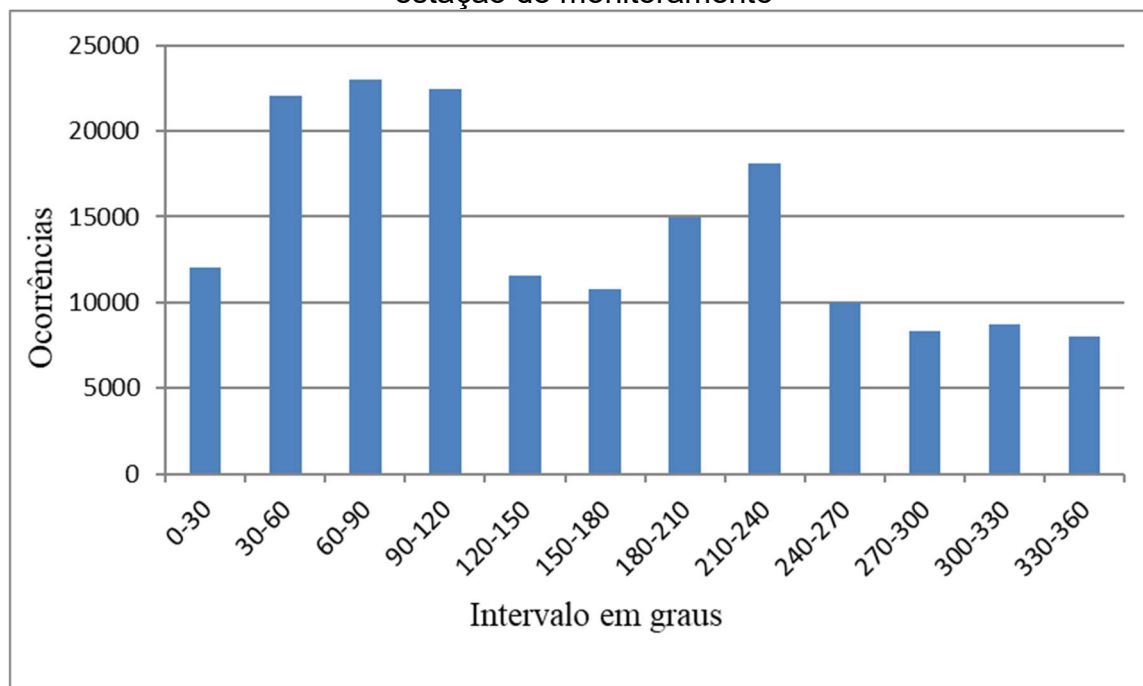
A distância em linha reta da barragem até o ponto de formação do Rio Paraná, na confluência dos rios Paranaíba e Grande, é de aproximadamente 51 km, com uma pista (*fetch*) efetivo máximo de cerca de 22,5 km na direção nordeste. No que diz respeito à ocorrência de alturas significativas de onda e direções dos ventos na localidade, Vieira (2013) fornece gráficos representativos (Figura 5 e 6), enquanto Mattosinho *et al.* (2022) apresenta uma rosa dos ventos elaborada a partir dos dados do anemômetro da estação de monitoramento durante o período de janeiro a março de 2011. Detalhes adicionais sobre os dados utilizados nesta tese podem ser encontrados no capítulo de Metodologia.

Figura 5 – Gráfico representativo das ocorrências de alturas significativas (2010-2011) coletadas na estação de monitoramento



Fonte: Vieira, 2013.

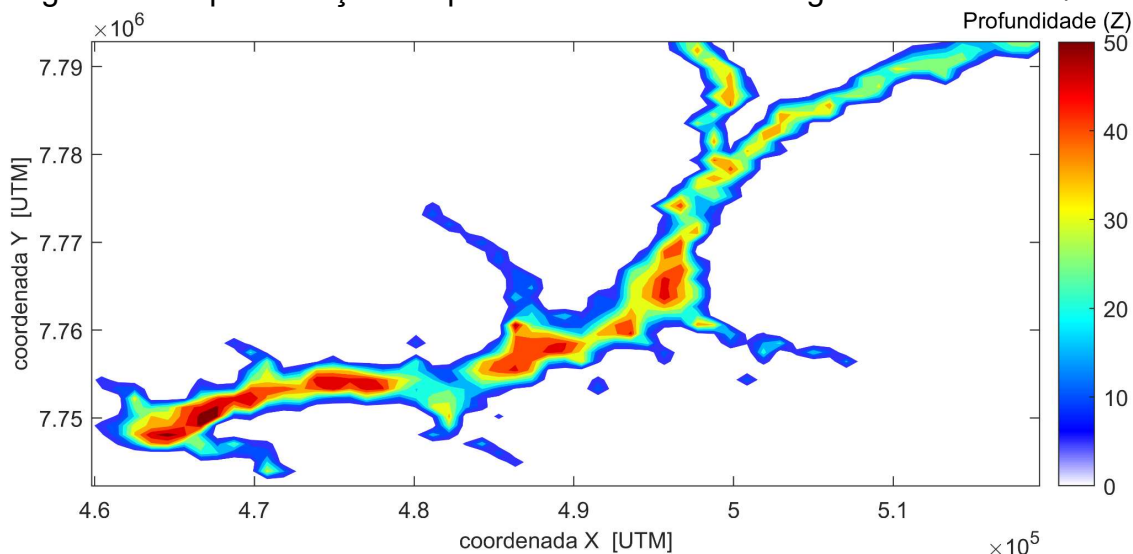
Figura 6 – Ocorrências das direções dos ventos (out/2010 a mar/2011) coletadas na estação de monitoramento



Fonte: Vieira, 2013.

Os dados obtidos ao longo do projeto ONDISA foram processados e discretizados, possibilitando a obtenção das coordenadas dos pontos, onde a variável z representa a profundidade em metros (dados em coordenadas UTM e medidas referenciadas pelo Meridiano Central). O plano de referência inicial, neste contexto, foi estabelecido na cota de 326,5 m. A representação gráfica do levantamento batimétrico em planta é apresentada na Figura 7.

Figura 7 – Representação em planta da batimetria do lago de Ilha Solteira/SP



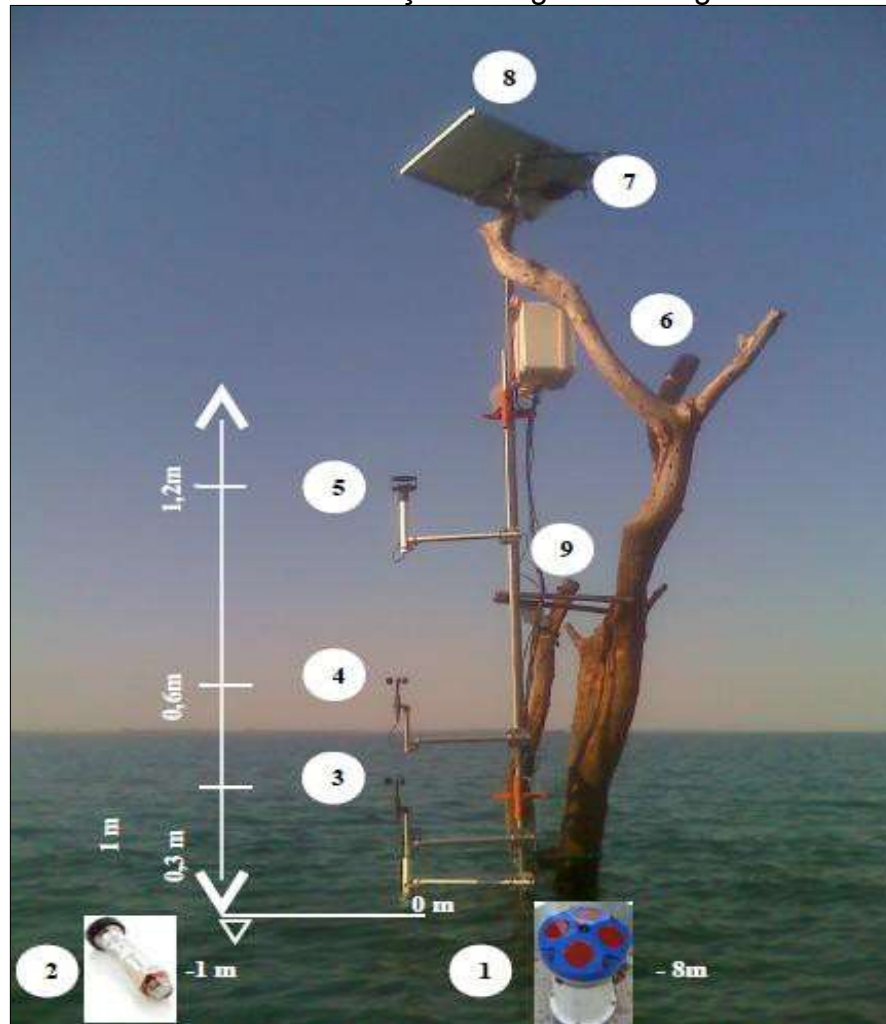
Fonte: elaboração do próprio autor.

Este trabalho vem na esteira de outros trabalhos previamente realizados pelo autor e pelo grupo de pesquisa ONDAFEIS, contendo avanços nas análises de dados e exploração do modelo numérico SWAN (The SWAN team, 2020a) em sua versão *OpenSource* 41.31 (vertente determinística), que foi complementada com discussão relativa à quantificação de incertezas na modelagem (vertente probabilística).

Os dados de campo usados nesta pesquisa foram obtidos ao longo do projeto ONDISA (Trovati, 2001, 2011). A velocidade e direção do vento foram medidas por um anemômetro sônico 2D posicionado a 1,2 m acima do nível da água. Os dados de pressão foram aferidos por um sensor de pressão Druck PDCR 1830 (para até 50 psig, 0,06% de não linearidade da escala total, equipado com um cabo de alimentação de 150 m) posicionado a 1,0 m abaixo do nível da água. A batimetria utilizada para a elaboração das malhas computacionais foi obtida usando um ecobatímetro Navisound 205.

Em detalhe, os equipamentos implantados (Figura 8) pelo Grupo de Ondas Gravitacionais (ONDAFEIS) no interior do lago e no entorno da árvore de instrumentação consistiram em: (1) é um ADCP - Waves, que fora implantado na cota -8,0 m, a 20,0 m de distância da base da árvore e conectado via cabo ao rádio localizado na caixa de instrumentação; (2) um transdutor de pressão (Druck), o qual fora implantado na cota -1,0 m e ligado ao conjunto de dados do registrador/rádio localizado na caixa de instrumentação. Nas cotas 0,3 m e 0,6 m, próximos da superfície do lago, localizavam-se anemômetros convencionais do tipo concha (3 e 4); (5) anemômetro sônico 2D, situado na cota 1,2 m; (6) caixa de instrumentação, que contém dados de rádio, baterias, entre outros; (7) antenas de transmissão de dados; (8) um sistema de painel solar de energia, 80 W; (9) uma câmera de vídeo com baixo consumo de energia e alta resolução, que tinha por finalidade permitir a visualização de onda em tempo real.

Figura 8 – Árvore de instrumentação no lago da barragem de Ilha Solteira

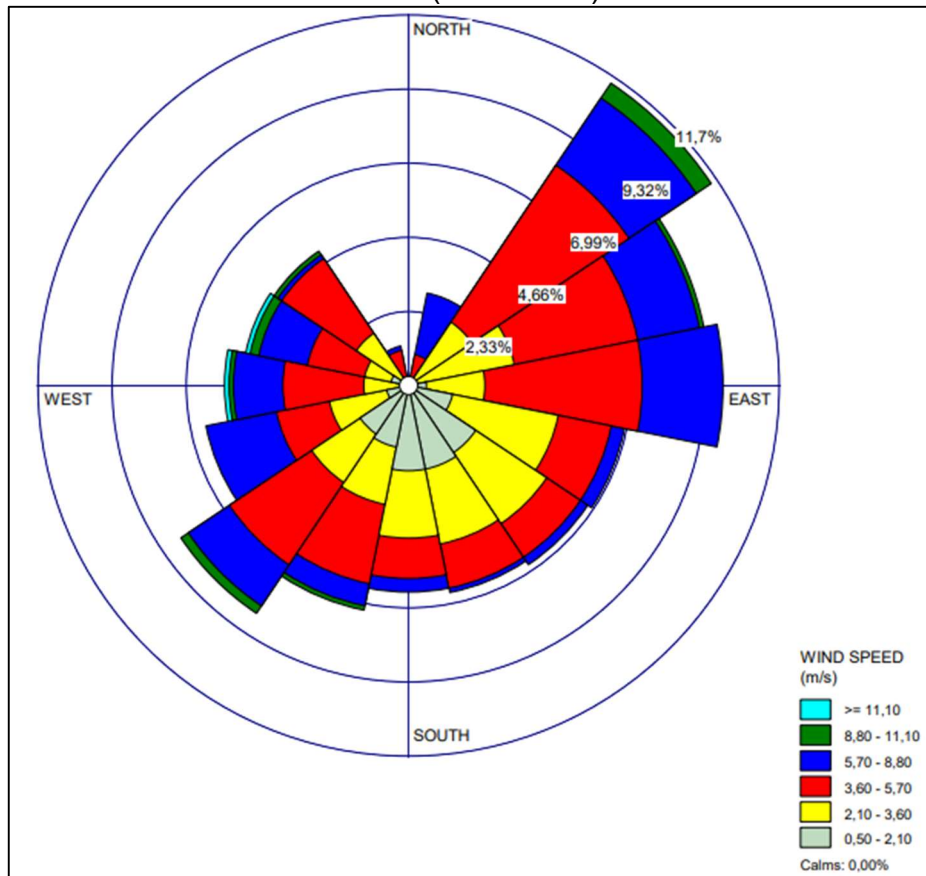


Fonte: Vieira, 2013.

Os dados de velocidade e direção do vento e altura significativa foram tratados, transformados em médias horárias e encontram-se no Apêndice C. A rosa dos ventos relativa a estes dados está disposta na Figura 9, onde foi observado velocidade média do vento de $4,09 \text{ m.s}^{-1}$. Os maiores detalhes do trabalho de campo são apresentados no relatório final do projeto (Trovati, 2001, 2011, 2015; Maciel *et al.*, 2012) e na tese de doutorado de Vieira (2013), além das publicações já realizadas pelo autor (Mattosinho *et al.*, 2021; Mattosinho, *et al.*, 2022), no decurso desta Tese.

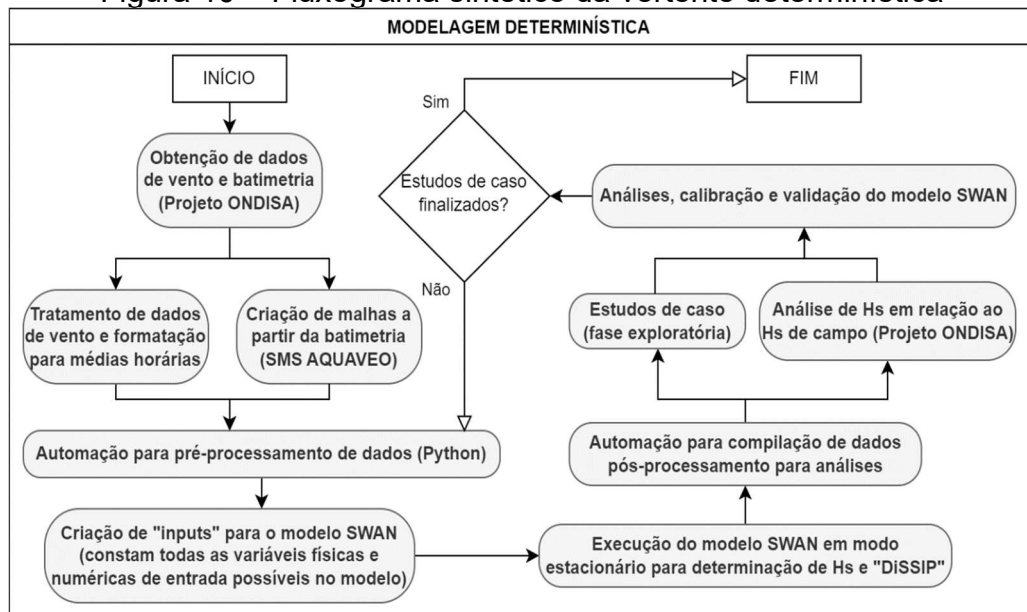
Neste capítulo são apresentados os procedimentos metodológicos adotados ao longo desta pesquisa. A Figura 10 apresenta um fluxograma sintético para esclarecer os procedimentos e processos da vertente determinística.

Figura 9 – Rosa dos ventos do mês de janeiro com médias horárias dos dados de vento (710 dados)



Fonte: elaboração do próprio autor.

Figura 10 – Fluxograma sintético da vertente determinística



Fonte: elaboração do próprio autor.
Nota: "DISSIP" é a dissipação total de energia.

3.1. METODOLOGIA PARA CONSTRUÇÃO DA BATIMETRIA (Vieira, 2013)

De acordo com Vieira (2013), procedeu-se à determinação da batimetria do Lago, com o auxílio do grupo de pesquisa ONDAFEIS. Este processo consistiu em um levantamento hidrográfico, empregando um conjunto de métodos e técnicas destinados a abranger uma área aquática específica, por meio de um sistema de linhas de sondagem dispostas regularmente. Essas linhas foram percorridas por uma embarcação, que realizou medições simultâneas da profundidade e das coordenadas de cada ponto ao longo do percurso, resultando na representação cartográfica das profundidades em curvas análogas às curvas de nível topográficas.

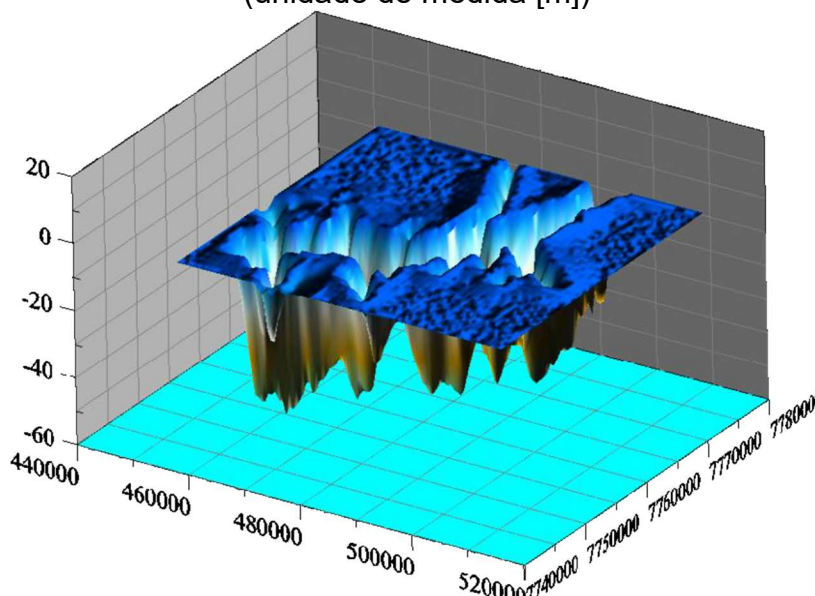
A obtenção dos dados de profundidade foi efetuada por meio de um sonar, também conhecido como ecobatímetro, o qual emite ondas sonoras em uma frequência específica. Quando essas ondas encontram um obstáculo, são refletidas e captadas pelo instrumento, permitindo a medição da profundidade com base no tempo de retorno da onda.

O posicionamento das coordenadas foi realizado com um GPS de alta precisão, integrado a um computador que, em conjunto com o sonar, registrou os dados de cada ponto ao longo do traçado. Para este propósito, foi utilizado o Ecobatímetro Navisound 205, o qual foi ajustado previamente em relação à frequência, levando em consideração as interferências presentes no ambiente, tais como algas e outros objetos no fundo do lago.

As coordenadas geográficas foram registradas pelo DGPS Max, que captou todos os pontos de localização ao longo do percurso com alta precisão. Vale destacar que este equipamento requer um intervalo de aproximadamente 30 minutos para o ajuste automático da posição, preferencialmente enquanto está em repouso, a fim de minimizar os erros de leitura.

Os dados obtidos foram processados e organizados em três colunas: x , y e z , onde z representa a profundidade, x as coordenadas UTM leste e y as coordenadas UTM norte. Como referência, adotou-se a cota de 326,5 m como nível do lago, conforme determinado pela equipe durante o levantamento batimétrico. A Figura 11 ilustra o levantamento batimétrico em três dimensões, realizado no software Grapher.

Figura 11 – Representação gráfica 3D da batimetria do Lago de Ilha Solteira (unidade de medida [m])



Fonte: Vieira, 2013.

3.2 PROCEDIMENTOS PARA EXECUÇÃO DO SWAN

3.2.1 O uso dos Dados de Vento

Os dados de ventos estão disponíveis em intervalos de um minuto, sendo a velocidade reinante¹ da ordem de 5 m.s^{-1} e a velocidade máxima (rajada de vento) de $21,82 \text{ m.s}^{-1}$ com direção reinante nordeste (NE), coincidente com o quadrante de maiores pistas de vento (Mattosinho, 2015; Mattosinho *et al.*, 2022). Em trabalhos anteriores do grupo de pesquisa, essa base de dados foi utilizada para realizar as simulações.

Entretanto, durante esta etapa desta pesquisa, identificou-se que a utilização de médias horárias para as velocidades e direções poderia ser mais pertinente para examinar o comportamento e a correlação entre os dados provenientes do sensor (Projeto ONDISA) e os dados simulados pelo modelo SWAN que foram executados. Dessa maneira, procede-se ao cálculo da média da velocidade e direção em intervalos de uma hora.

¹ Velocidade reinante é a velocidade do vento predominante em uma determinada faixa de direções em um local específico durante um período, representando a direção e intensidade mais frequentes do vento nesse local.

Utilizar médias horárias ao invés de minuto a minuto para dados de vento (velocidade e direção), é um método que tem sido adotado em trabalhos sobre a dinâmica das ondas, possivelmente pela complexidade envolvida na obtenção, transmissão e armazenamento dos dados. Outro fator considerado foi a redução significativa no número de dados a serem simulados, que resultou na diminuição do tempo computacional. Isto permitiu que o modelo SWAN fosse extensivamente testado nas suas diversas funcionalidades de parâmetros físicos e formulações.

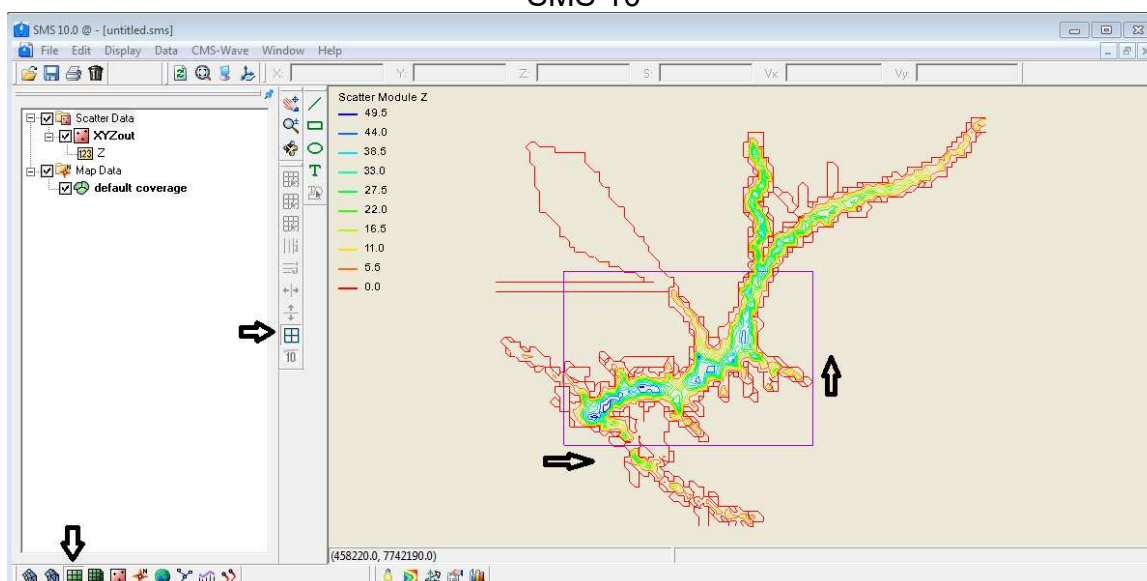
Vale salientar que as funcionalidades do modelo não foram exauridas e que determinadas formulações dependem de dados específicos que não possuímos, como granulometria e composição detalhada do leito (Guillou, 2014), entre outros. No entanto, para o caso específico aqui tratado, esses parâmetros não teriam grande influência, uma vez que a estação de monitoramento (medição) está em condição de águas profundas ($d/L_0 > 1/2$). A verificação da influência das formulações distintas para atrito de fundo foi realizada.

Para executar o modelo SWAN são necessários no mínimo três parâmetros de entrada: velocidade e direção do vento e batimetria (utilizada para criação das malhas computacionais) e um parâmetro de saída para a coordenada desejada, por exemplo, altura significativa de onda (H_s). As demais configurações e ajustes podem ser executados de acordo com a convenção padronizada pelos desenvolvedores do modelo ou alteradas de acordo com a necessidade e/ou interesse do usuário (The SWAN Team, 2020a, b). Os detalhes específicos para garantir a reprodução e replicação deste trabalho são tratados nos capítulos 4 e Apêndices. No Apêndice A apresenta-se um exemplo de arquivo de “input” de um dos casos utilizados nesta pesquisa, utilizando o modelo SWAN.

3.2.2 Malhas computacionais e Batimetria

Nesta pesquisa foram utilizadas malhas regulares com resolução de 100 m, 150 m, 250 m e 1000 m. As malhas foram criadas a partir dos dados batimétricos explorados no software Aquaveo SMS 10 (*Surface-water Modeling System*, Aquaveo LLC), exemplificado na Figura 12. Todas as malhas abrangem a totalidade da zona de estudo e não foi utilizado o mecanismo de malhas encaixadas/aninhadas (*Nested Grids*). A metodologia completa para criação destas malhas pode ser verificada em Vieira (2013) e Mattosinho (2016).

Figura 12 – Exibição da batimetria completa e do contorno da malha no Aquaveo SMS 10



Fonte: elaboração do próprio autor. .

Para configuração dos arquivos de entrada no modelo SWAN são necessárias as coordenadas, em UTM, de início da malha, dimensão e número de nós (referente ao espaçamento entre nós). O Quadro 1 traz estas informações.

Quadro 1 – Características das malhas utilizadas.

MALHA	COORD. X	COORD. Y	ΔX	ΔY
100 m	458710	7742040	521	387
150 m	445905	7741400	541	310
250 m	459645	7742090	208	155
1000 m	456680	7741700	58	33

Fonte: elaboração do próprio autor.

A batimetria utilizada foi obtida no escopo do Projeto ONDISA e consta de algumas imperfeições dada a complexidade da operação de campo e limitações operacionais da época, sendo recomendado que seja feita uma nova campanha batimétrica ou parceria com a administradora do reservatório, que atualmente é a *China Three Gorges Corporation* (CTG) Brasil, para obtenção destes dados.

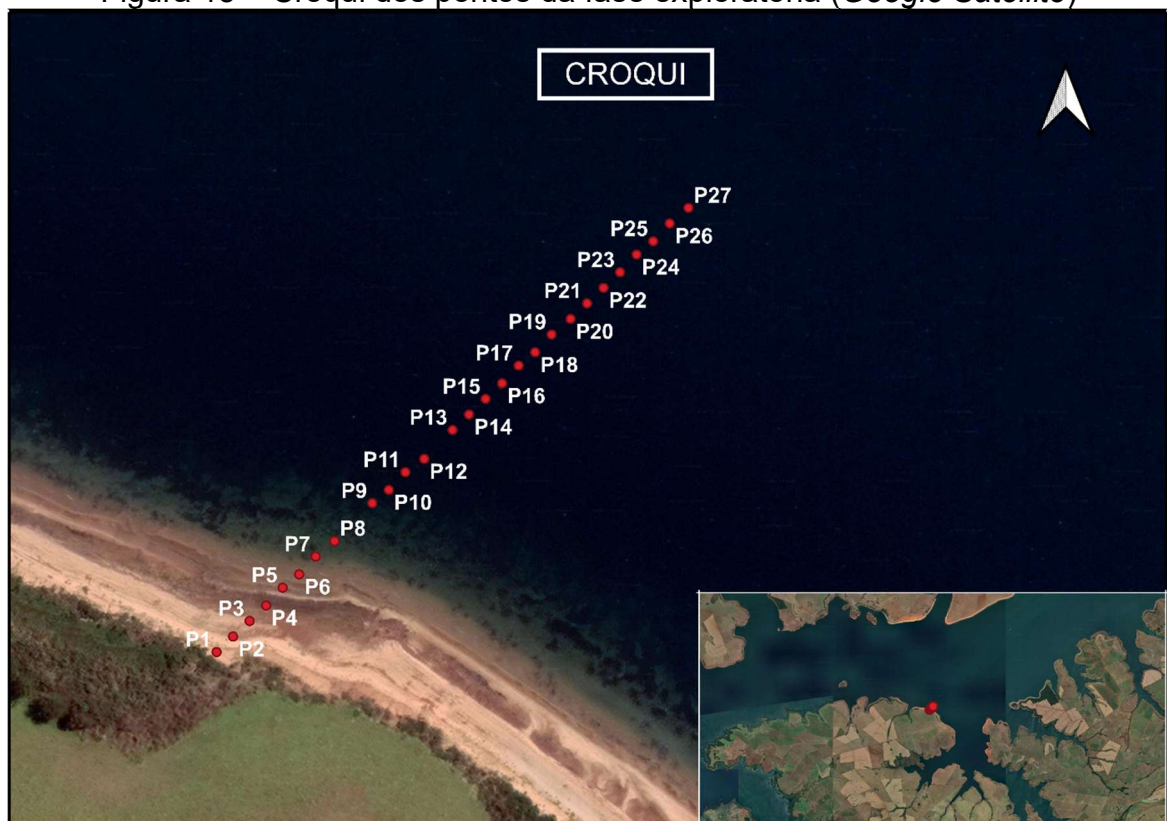
3.2.3 Modelo SWAN e Automação de Processos

Em trabalhos anteriores do grupo foi utilizada a plataforma SOPRO (Fortes *et al.*, 2006), desenvolvida pelo LNEC (Laboratório Nacional de Engenharia Civil, Lisboa, Portugal) que contém automações para os processos de: criação dos arquivos

executáveis; execução de forma sequenciada; geração de mapas de altura significativa de onda (H_s), período de pico (T_p), direção de pico (D_p) e batimetria. Estes resultados são compilados em forma de tabela em arquivo de texto para os pontos com coordenadas desejadas, entre outras que podem ser verificadas em Fortes *et al.* (2006). Dessa forma, limitava as configurações e variáveis que o usuário poderia utilizar como entrada e a solicitação de outros diversos resultados (pelo menos 71 possíveis resultados) que poderiam ser solicitados ao modelo. (The SWAN team, 2020a).

Verifica-se a grande potencialidade de exploração do modelo ao utilizar a versão de código aberto disponível no site da Universidade Técnica de Delft (TUDelft). No primeiro momento, realizou-se estudo de sensibilidade de parâmetros físicos e numéricos para 27 pontos próximos a margem esquerda com profundidade entre 0,57 m e 1,83 m (Tabela 2) e distância entre os pontos da ordem de 70 metros na região com maior pista de vento para direção NE, da ordem de 22,5 km, e faixa de frequência de 0,04 a 1,00 Hz com 36 intervalos. Um croqui da zona de estudo pode ser verificado na Figura 13.

Figura 13 – Croqui dos pontos da fase exploratória (*Google Satellite*)



Fonte: elaboração do próprio autor.

Nota: os pontos na praia remetem a variação do nível d'água do reservatório entre a data de aquisição da batimetria e data de imagem disponível no "Google Satellite".

Tabela 2 – Nomenclatura dos pontos com suas coordenadas e profundidades considerando superfície livre na cota 323,18 m

Pontos	Coord. X [UTM]	Coord. Y [UTM]	Profundidade (d) [m]
P1 (margem)	479822	7751013	0,57
P2	479829	7751020	0,60
P3	479836	7751027	0,64
P4	479843	7751034	0,69
P5	479850	7751042	0,73
P6	479857	7751048	0,77
P7	479864	7751056	0,80
P8	479872	7751063	0,84
P9	479888	7751080	0,93
P10	479895	7751086	0,97
P11	479902	7751094	1,01
P12	479910	7751100	1,05
P13	479922	7751113	1,10
P14	479929	7751120	1,13
P15	479936	7751127	1,17
P16	479943	7751134	1,21
P17	479950	7751142	1,26
P18	479957	7751148	1,32
P19	479964	7751156	1,38
P20	479972	7751163	1,44
P21	479979	7751170	1,50
P22	479986	7751177	1,55
P23	479993	7751184	1,61
P24	480000	7751192	1,67
P25	480007	7751198	1,73
P26	480014	7751206	1,78
P27 (ao largo)	480022	7751213	1,83

Fonte: elaboração do próprio autor.

A batimetria real (complexa, com picos e vales) (Vieira, 2013; Mattosinho *et al.*, 2022) foi utilizada em todos os casos de estudo presentes neste trabalho, porém esta etapa específica tem a particularidade de redução do nível d'água do reservatório. A redução foi de 3,32 m, resultando na cota de superfície livre de 323,18 m, para mitigar os efeitos de contorno da batimetria por meio do comando “SET LEVEL” (The SWAN team, 2020a).

A declividade do fundo na região escolhida é suave e praticamente uniforme, a fim de permitir analisar os efeitos físicos na propagação da onda. Para tal, considerou-se quatro velocidade de ventos constantes, SWAN em modo estacionário, de 5 m.s^{-1} , 10 m.s^{-1} , 15 m.s^{-1} e 20 m.s^{-1} provenientes da direção nordeste (NE) utilizando a malha de 100 m de resolução (mais fina).

Esta etapa contou com 9 casos exploratórios analisando a influência do coeficiente de atrito de fundo nas formulações ativadas pelos comandos “FRIC KOM” (padrão), “FRIC COLL”, “FRIC MAD” e “FRIC RIP”; a influência da dissipação de energia por *whitecapping*; pela quebra de ondas; pelo atrito de fundo, e a relevância dos parâmetros físicos da difração e quebra de ondas (Quadro 2), que resultam em 36 casos no total. Também foi verificada a convergência de malhas pelo método GCI (*Grid Convergence Index*) criado pela ASME (*The American Society of Mechanical Engineers*) em 2008 considerando o parâmetro de altura significativa de onda, H_s .

Quadro 2 – Nomenclatura e características dos casos analisados

Caso	Descrição	Comando	Legenda
C1	Referência. Modelo em condição padrão	-	C1U“X”
C2	<i>Whitecapping</i> desabilitado	OFF WCAP	C2U“X”WCAP
C3	Difração desabilitada	\$DIFF	C3U“X”DIF
C4	Difração desabilitada e atrito de fundo de JONSWAP, C_b , igual a 0,067	\$DIFF OFF FRIC	C4U“X”DIFFRIC
C5	Difração e quebra de ondas induzida pela profundidade desabilitados	\$DIFF OFF BRE	C5U“X”DIFBRE
C6	Equação de atrito de fundo de Smith <i>et al.</i> (2011)	FRIC RIP	C6U“X”RIP
C7	Equação de atrito de fundo de Collins (1972)	FRIC COLL	C7U“X”COLL
C8	Equação de atrito de fundo de Madsen <i>et al.</i> (1988)	FRIC MAD	C8U“X”MAD
C9	Alteração do coeficiente de atrito de fundo de JONSWAP, C_b	FRIC JON CON 0.067	C9U“X”FRIC67

Fonte: elaboração do próprio autor.

Nota: “X” refere-se à intensidade da velocidade do vento, qual seja: 5, 10, 15 ou 20 m.s^{-1} .

O método GCI foi aplicado às malhas de 100 m, 150 m e 250 m de resolução, que cobrem todo o domínio de estudo, e atendem o fator de refinamento, $r \geq 1,3$ (ASME, 2008, 2009) a fim de verificar se a resolução da malha computacional atende

a normativa. Em relação a malha de 1000 m de resolução, esta não atende o fator de refinamento em relação a malha de 250 m e, dessa forma, não é adequado considerá-la neste caso. A malha de 100 m foi utilizada na Etapa exploratória para os 27 pontos e os demais estudos utilizam a malha de 1000 m.

O método consiste em um procedimento de cinco passos para estimativa da incerteza derivada do refinamento da malha computacional e são necessárias três malhas, uma grossa, uma média e uma fina. Adotou-se $F_s = 1,25$ (fator de segurança), conforme recomendação da norma ASME V&V 20-2009 (ASME, 2009), para garantir um intervalo de confiança de 95% para a incerteza. De acordo com a norma, caso a diferença entre a malha média e a mais fina apresentar um fator GCI menor ou igual a 5%, finaliza-se a busca pela considerada malha ideal e pode-se utilizar a malha média, pois a partir desta, qualquer refinamento implicará apenas custo computacional. Os dados e resultados do procedimento estão dispostos no capítulo de **Resultados e Discussões**.

No passo 1, de acordo com a Equação 12, define-se a resolução das malhas (h), que nesta tese são de 100 m, 150 m e 250 m para cálculo do GCI. Por exemplo, para malhas tridimensionais, estruturadas e geometricamente similares (não necessariamente cartesianas), tem-se:

$$h = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\Delta A_i) \right]^{\frac{1}{2}} \quad (12)$$

No passo 2 selecionou-se um conjunto de três malhas com tamanho dos elementos significativamente diferentes (100 m, 150 m e 250 m) e executou-se as simulações com o modelo SWAN para se obter a altura significativa de onda (H_s) na estação de monitoramento. Para isso, foi utilizado o fator de refinamento de malha, dado pela Equação 13. O conjunto de malhas escolhido está apresentado na Tabela 3.

$$r = \frac{h_{\text{mais grosseiro}}}{h_{\text{mais refinado}}} > 1,3 \quad (13)$$

No passo 3, dado que $h_1 < h_2 < h_3$, $r_{21} = h_1/h_2$ e $r_{32} = h_2/h_3$, calcula-se a ordem observada, p , do método (eq. 14, 15 e 16).

$$p = \frac{1}{\ln(r_{21})} |\ln|\varepsilon_{32}/\varepsilon_{21}| + q(p)| \quad (14)$$

$$q(p) = \ln\left(\frac{r_{21}^p - s}{r_{32}^p - s}\right) \quad (15)$$

$$s = 1 \cdot \text{sgn}(\varepsilon_{32}/\varepsilon_{21}) \quad (16)$$

onde $\varepsilon_{32} = H_{S_{malha\ 250}} - H_{S_{malha\ 150}} = H_{S_3} - H_{S_2}$; $\varepsilon_{21} = H_{S_{malha\ 150}} - H_{S_{malha\ 100}} = H_{S_2} - H_{S_1}$.

Passo 4 consiste em calcular os valores extrapolados e de modo análogo para $H_{S_{ext}}^{32}$:

$$H_{S_{ext}}^{21} = (r_{21}^p H_{S_1} - H_{S_2}) / (r_{21}^p - 1) \quad (17)$$

Por fim, no passo 5 (eq. 18 e 19) são estimados os erros relativos aproximados, em conjunto com a ordem aparente, p , e calculado o GCI para malha mais refinada (eq. 20).

$$e_a^{21} = \left| \frac{H_{S_1} - H_{S_2}}{H_{S_1}} \right| \quad (18)$$

$$e_{ext}^{21} = \left| \frac{H_{S_{ext}}^{21} - H_{S_1}}{H_{S_{ext}}^{21}} \right| \quad (19)$$

$$GCI_{fine}^{21} = \frac{Fs \cdot e_a^{21}}{r_{21}^p - 1} \quad (20)$$

Não foram verificadas malhas de resoluções distintas dado que os resultados estatísticos das malhas analisadas apresentam baixa discrepância e estão apresentadas no capítulo de **Resultados e Discussões**.

Esta primeira etapa demandou muito tempo para o aprendizado aprofundado do modelo SWAN na versão 41.31, que está em uso, e para executar as simulações, pois não havia nenhuma automação de processo e os procedimentos são mais complexos que àqueles quando da utilização da plataforma SOPRO. Para cada caso em questão foi necessária intervenção do usuário em todo o processo, desde a organização e criação dos dados de entrada; execução de cada caso particular para cada vento constante; compilação dos resultados da simulação e construção de planilhas para análise dos dados. Diante desse desafio foi necessária criação de automação para estes processos.

A automação foi em linguagem Python, que é conhecida por sua facilidade de uso e flexibilidade, podendo ser executada no próprio terminal. As rotinas extraem os dados de velocidade e direção do vento e altura significativa de onda na estação de monitoramento; criam os arquivos executáveis para todo o período selecionado a partir de um modelo de texto editável; executa o modelo SWAN de forma sequenciada seguindo a lógica de nomenclatura dos executáveis; compilam os resultados para um banco de dados em formato “.xlsx” e; criam os gráficos de altura significativa de onda (simulada e dos dados do sensor) em relação ao tempo, que no caso são os nomes dos arquivos executáveis. Os dados de vento atuam em todo o domínio (malha) de forma constante, uma vez que o modelo SWAN é executado em modo estacionário.

A utilização da linguagem Python e disponibilização do código permite que esse seja melhorado de acordo com a demanda. Esta etapa contou com a participação do Engenheiro Civil Gabriel Esgalha no desenvolvimento e aprimoramento do código, que está disponível no Apêndice B.

A automação permitiu executar estudos com as diferentes malhas e verificar os índices estatísticos em relação aos dados da estação de monitoramento. Foram exploradas diferentes equações de atrito de fundo; de interação da velocidade do vento na geração e propagação de ondas; e de *whitecapping*. Vale ressaltar que, a literatura aponta reiteradamente a grande relevância dos dados de vento e *whitecapping* na propagação de ondas geradas por ventos (Nikishova, *et al.*, 2017; Mattosinho *et al.*, 2022; Zhang *et al.*, 2023; Sapiega, Zalewska e Struzik, 2023, entre outros).

3.3 ANÁLISE DOS PARÂMETROS FÍSICOS

Analisar exhaustivamente as possibilidades do modelo SWAN é muito custoso e não faz parte da proposta desta Tese. Desse modo, atem-se a análise dos parâmetros físicos considerados mais relevantes: *whitecapping*, dados de vento (velocidade e direção) e atrito de fundo.

Dyachenko e Newell (2016) afirmam que a quebra de ondas em oceanos profundos ainda desafia a compreensão científica completa. Os marinheiros sabem que em velocidades de vento de aproximadamente 5 m.s^{-1} , a superfície de aparência aleatória começa a desenvolver manchas de espuma branca (“whitecaps”) perto de cristas de ondas com ângulos agudos.

À medida que a velocidade do vento aumenta, a densidade desses “whitecaps”, uma emulsão de ar e água, também aumenta. Embora o mecanismo para o aparecimento de ondas em águas rasas seja bem compreendido, o mesmo não pode ser dito para águas profundas. Ondas de águas rasas são descritas por equações diferenciais parciais hiperbólicas. E, com o tempo, a elevação da superfície se tornará multivalorada levando a uma solução em que a água está acima do ar. Instabilidades induzidas pela gravidade levam à mistura de ar e água observados em muitas praias e canais rasos (Dyachenko; Newell, 2016).

No entanto, em águas profundas, não existe uma descrição tão simples. Ondas de águas profundas, sendo altamente dispersivas, geralmente desafiam o tratamento analítico, exceto nos casos em que as ondas são perturbações relativamente suaves de uma superfície de água plana, de modo que a razão da amplitude a para o comprimento de onda λ é tal que ka é pequeno, sendo $k = 2\pi/\lambda$ o número de onda. Contudo, observações onipresentes de ondas com cristas pontiagudas com valores de ka significativamente maiores que 0,1 desenvolvem instabilidades de ondas curtas em suas cristas e bicos, ou jatos, sugerem que deve haver uma descrição universal do processo de *whitecapping* (Dyachenko; Newell, 2016).

Diante ao exposto, utilizando a malha de 100 m de resolução e os 27 pontos da Tabela 2, verificou-se o comportamento das seis equações de aplicação do efeito de *whitecapping* disponíveis no modelo SWAN, a saber: “KOM”, “JANS”, “LHIG”, “BJ”, “KJB” e “AB”. O manual da versão 41.31 do modelo SWAN recomenda a utilização do comando “KOM”. Porém, uma discussão mais afinada sobre as diferenças entre as formulações não é explicitada nos manuais (The SWAN team, 2020a, 2020b).

Em se tratando de velocidade do vento, esta pode ser descrita como um mecanismo de ressonância que transfere energia para a onda (Phillips, 1957) e um mecanismo de retroalimentação (Miles, 1957). Neste trabalho, avaliou-se o emprego das três diferentes equações disponíveis para o parâmetro de intensidade do vento na geração e propagação de ondas. Isto é possível, em modo estacionário, utilizando o comando “WIND [vel] [dir] DRAG “X””, onde “X” pode ser o comando “WU”, “FIT” ou “SWELL”. O manual recomenda a utilização do comando “FIT”, que é um polinômio de 2ª ordem ajustado.

A distribuição de pressão induzida pelo vento na superfície do mar é aleatória e se propaga de maneira mais ou menos uniforme pela superfície com a velocidade do vento. Esse padrão pode ser comparado a uma forma 'congelada'. A distribuição

de pressão pode ser submetida a uma transformada de Fourier para se obter altura significativa de onda se propagam com a velocidade do vento. Se essa pressão harmônica das ondas permanecerem em fase com uma onda harmônica de superfície livre, ocorre a transferência de energia do vento para a onda superficial. A entrada de energia por meio desse mecanismo, que desempenha um papel significativo nas fases iniciais do crescimento das ondas, varia linearmente com o tempo. (The SWAN team, 2020b, p. 13).

Quando uma onda é gerada pelo mecanismo de ressonância, ela distorce o perfil do vento logo acima da superfície da água. Essa distorção resulta em uma “sobrepessão” no lado de barlavento da crista da onda e uma “subpressão” no lado sotavento da crista. Isso significa que quando a superfície do mar sobe e desce, a pressão também segue os mesmos movimentos, portanto transfere energia para a onda. Essa transferência de energia é proporcional à energia da própria onda, de modo que a onda cresce mais à medida que fica maior. Este efeito é considerado exponencial no tempo (The SWAN team, 2020b).

O terceiro parâmetro analisado é o atrito de fundo, dado pelo comando “FRICtion”. Tem-se quatro formulações disponíveis pelos comandos: “JONswap”, “COLLins”, “MADsen” e “RIPples”. O manual recomenda a utilização do comando “JONswap”. Esta análise foi executada para os 27 pontos, de baixas profundidades (Tabela 2), e para o ponto da estação de monitoramento, onde não se observou alteração relevante nos resultados dado que está em águas profundas.

Quanto à possibilidade de variação do parâmetro de quebra de onda, esta não foi realizada e fixou-se em valor padrão, $\gamma_b = 0,73$. A não inclusão do índice de quebra de onda na análise de sensibilidade é ser justificada por análises preliminares indicarem que o coeficiente de quebra de onda possui uma influência relativamente menor em comparação com outros parâmetros examinados.

Dado que a sensibilidade do γ_b é baixa nesse estudo, isto sugere que sua variação não resulta em variações significativas nas respostas do sistema. A exclusão desse parâmetro simplifica a análise, tornando-a mais compreensível, especialmente quando lidamos com a complexidade inerente à inclusão de múltiplos parâmetros.

Além disso, considerações práticas, como limitações de recursos, direcionou a decisão de priorizar os parâmetros mais críticos para otimizar o uso eficiente de tempo e poder computacional. Essa abordagem visa a maximizar a relevância dos

parâmetros analisados, concentrando-se naqueles que desempenham um papel mais substancial na resposta do sistema.

3.4 ESTATÍSTICA PARA ANÁLISE DE DADOS

Para a comparação dos resultados numéricos com resultados experimentais são considerados cinco parâmetros estatísticos (Willmott *et al.*, 1985). São eles o índice de dispersão (ID), o índice de correlação de Person (R), o erro médio quadrático ($RMSE$), o índice de concordância (IC), o *Bias* (desvio sistemático do valor real) e o índice de performance (IP).

O $RMSE$ (eq. 21), Erro quadrático médio é uma medida frequentemente usada da diferença entre os valores previstos pelo modelo e os valores efetivamente observados a partir do ambiente que está sendo modelado. Quanto menor for o seu valor, maior é a concordância entre o numérico e o experimental.

O índice de concordância de Willmott (eq. 21) determina a exatidão do método e indica o grau de afastamento dos valores estimados em relação aos valores observados. Esse índice varia de 0, para nenhuma concordância, a 1, para concordância perfeita, enquanto o erro médio quadrático e o índice de dispersão (eq. 23) são valores de erro absoluto e relativo, respectivamente, sendo a concordância dos valores numéricos com os de referência tanto melhor quanto menor forem os valores.

Bias representa o desvio sistemático do valor real (eq. 24), eq. 25 é o coeficiente de correlação de Person (R) e por fim, Índice de performance (IP) expresso pela eq. 26. Essas análises são executadas com os dados da estação de monitoramento e com resultados de diversos casos do modelo SWAN com dados de vento de janeiro de 2011.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n}} \quad (21)$$

$$IC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|y_i - \bar{x}| - |x_i - \bar{x}|)^2} \quad (22)$$

$$ID = \frac{RMSE}{\bar{x}} \quad (23)$$

$$Bias = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)}{n} \quad (24)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 (y_i - \bar{y})^2}} \quad (25)$$

$$IP = IC \times R \quad (26)$$

onde:

x_i : dados observados via estação de monitoramento

$\bar{x}$: média dos dados observados

y_i : dados simulados via SWAN

$\bar{y}$: média dos dados simulados

n : quantidade de dados

3.5 VERTENTE PROBABILÍSTICA – QUANTIFICAÇÃO DE INCERTEZAS

De forma geral, todas medidas e dados de entrada possuem incertezas intrínsecas e não-computáveis em um modelo puramente determinístico, as quais podem ser relevantes nas previsões das propriedades finais. Para propagação dessas incertezas aos resultados de saída, as ferramentas estatísticas da Quantificação de Incertezas (UQ, do inglês *Uncertainty Quantification*) são muito utilizadas em diversas áreas do conhecimento (Dantas *et al.*, 2018; Norenberg *et al.*, 2021; Nispel *et al.*, 2021; Nikishova *et al.*, 2017; Nagel, Rieckermann, Sudret, 2020; Majidi *et al.*, 2023).

Considerando que não há alteração do código do modelo SWAN, pode-se aplicar uma abordagem não-intrusiva chamada método Quase-Monte Carlo (QMC) (Morokoff; Caflisch, 1995; Sobol, 1998; Nikishova *et al.*, 2017). A abordagem pode ser aplicada independentemente da complexidade do modelo ou não-linearidade. Além disso, a implementação do QMC é relativamente fácil.

Essencialmente, o QMC utiliza uma técnica avançada de amostragem que difere dos métodos tradicionais, como o Método de Monte Carlo convencional. Em vez de utilizar amostras aleatórias, o QMC emprega sequências de pontos que preenchem mais uniformemente o espaço de entrada, proporcionando uma exploração mais eficiente. Esse método oferece uma alternativa eficaz para explorar e analisar

sistemas complexos como o SWAN, permitindo uma implementação relativamente fácil.

Sua abordagem não intrusiva simplifica a integração com modelos considerados caixas-pretas, proporcionando uma ferramenta versátil para analisar a sensibilidade e incertezas associadas ao SWAN, contribuindo assim para uma compreensão mais aprofundada de seu comportamento dinâmico.

Para analisar a sensibilidade global do modelo é aplicado o método baseado na variância de Sobol, pois tal técnica não lida com *solver* dentro do modelo e pode ser aplicada a modelos com estrutura desconhecida ou complexa (Nossent *et al.*, 2011, Nikishova *et al.*, 2017).

As principais concepções da abordagem probabilística utilizadas nesta Tese são amplamente discutidas por Soize (2017), notadamente nos capítulos 1, 5 e 6. A primeira etapa consiste na atribuição de distribuições de probabilidade às variáveis aleatórias, que não devem ser realizadas de maneira arbitrária, mas sim levando em conta as restrições impostas pela física, como a continuidade e seus suportes (inferior e superior).

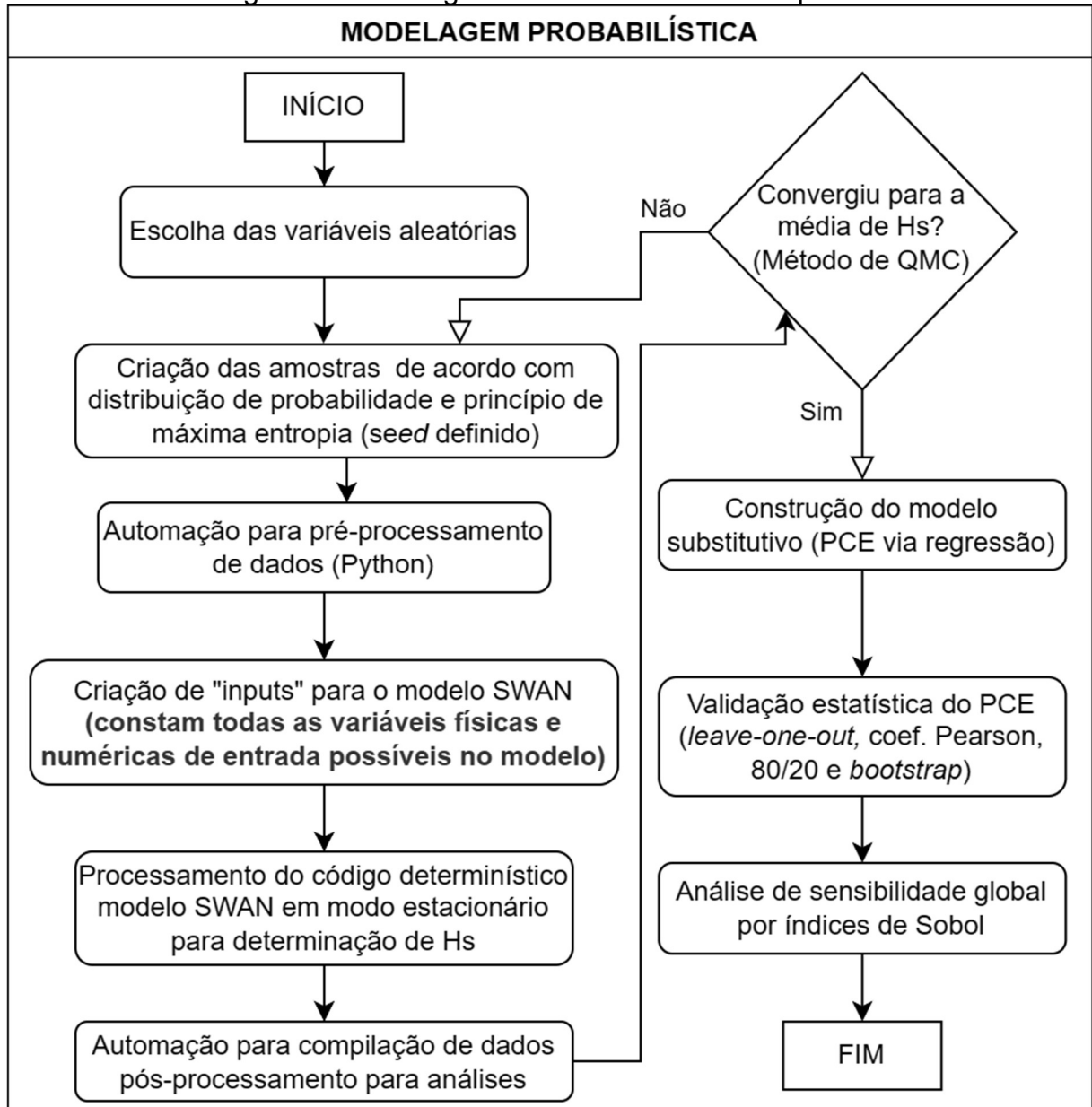
Além disso, deve-se considerar dados experimentais, medidas e informações provenientes da literatura, os quais são descritos pelo suporte e pelos momentos estatísticos, como valor esperado, variância, entre outros. O objetivo final é escolher a distribuição de probabilidade que seja menos enviesada possível, ou seja, que possua a maior entropia (Cunha, 2017; Soize, 2017). A seleção das variáveis aleatórias e o intervalo de variação de cada variável serão cuidadosamente avaliados.

Uma vez que os parâmetros de entrada incertos são representados pelas variáveis aleatórias e suas respectivas distribuições de probabilidade, é necessário que as incertezas sejam propagadas de maneira adequada por meio de uma metodologia consistente, a fim de avaliar a influência dessas incertezas nos resultados de saída do modelo.

No presente estudo, será utilizada a técnica conhecida como Expansão em Polinômio Caos (*Polynomial Chaos Expansion* - PCE) com regressão, conforme descrito na seção 3.5.1. O objetivo dessa técnica é quantificar a contribuição de cada parâmetro de entrada nos resultados do modelo. Além disso, será descrito na seção 3.5.2 o método de análise de sensibilidade global por meio dos Índices de Sobol, com o intuito de analisar a influência de cada parâmetro de entrada nas saídas do modelo.

A Figura 14 apresenta um fluxograma sintético para esclarecer os procedimentos e processos da vertente probabilística.

Figura 14 – Fluxograma sintético da vertente probabilística



Fonte: elaboração do próprio autor.

3.5.1 Modelagem em Expansão em Polinômio Caos

A técnica conhecida como Expansão em Polinômio de Caos (*Polynomial Chaos Expansion* - PCE), por meio da regressão, é caracterizada pela elaboração de um metamodelo substitutivo que aproxima o modelo original. Esse modelo original é construído com dados que seriam obtidos através de execuções repetidas do SWAN,

resultando em uma redução significativa no tempo de processamento, sem comprometer a precisão dos resultados de saída.

Essa abordagem não intrusiva tem sido amplamente aplicada para a quantificação de incertezas em diversas áreas da engenharia (Sudret, 2008; Nishikova *et al.*, 2017; Palar *et al.*, 2018). No método PCE, assume-se um vetor de variáveis aleatórias de saída com variância finita, que são aproximadas por meio de polinômios multivariados com seus coeficientes correspondentes. A obtenção desses coeficientes dos polinômios multivariados é realizada seguindo o procedimento detalhado em Marelli, Lüthen e Sudret (2022) e utilizando a biblioteca UQLab no Matlab.

O modelo substitutivo é construído a partir das distribuições de probabilidade dos parâmetros de entrada e dos dados de saída do modelo determinístico, obtidos pelos métodos de MC e QMC (Nishikova *et al.*, 2017). O modelo substitutivo obtido é submetido a validação utilizando dados amostrais não utilizados no procedimento de regressão.

Para essa validação, são aplicados o método 80/20 em conjunto com a técnica *bootstrap*, que evita o risco de *overfitting* e garante robustez na validação. Por meio do modelo substitutivo, o processamento para obter os dados de saída torna-se computacionalmente eficiente, pois envolve apenas o cálculo de uma função algébrica composta por polinômios multivariados e coeficientes.

3.5.2 Análise de sensibilidade Global

A contribuição de cada variável de entrada nos resultados de saída de um modelo estocástico pode ser quantificada por meio da análise de sensibilidade global, o que permite identificar as variáveis de entrada menos significativas e simplificar o modelo (Nagel *et al.*, 2020).

Dentre os métodos amplamente utilizados para essa análise, destaca-se o método dos Índices de Sobol (Zhang *et al.*, 2015; Nishikova *et al.*, 2017; Tosin *et al.*, 2020), que consiste na decomposição da variância total da resposta do sistema em termos das contribuições individuais e conjuntas de cada variável de entrada. O procedimento detalhado desse método é descrito de forma didática por Zhang *et al.* (2015) e Tosin *et al.* (2020). Os Índices de Sobol de primeira ordem representam a contribuição individual de cada variável de entrada para a variância total, enquanto os

Índices de Sobol de ordens superiores quantificam a contribuição das interações entre as variáveis de entrada. Por exemplo, um Índice de Sobol de primeira ordem de 0,2 associado à variável Z' indica que a variância atribuída a essa variável corresponde a 20% da variância total da saída.

Cabe ressaltar que a análise de sensibilidade global pelo método dos Índices de Sobol requer um alto custo computacional devido à necessidade de uma grande quantidade de amostras, semelhante aos métodos de Monte Carlo (MC) e Quase-Monte Carlo (QMC). Dessa forma, a utilização desses métodos para ampla gama de cenários amostrais seria inviável na vertente determinística.

Portanto, os Índices de Sobol serão calculados diretamente a partir do modelo substitutivo construído (metamodelo - PCE), seguindo as abordagens propostas por Sudret (2008) e Marelli, Lüthen e Sudret (2022).

Calcular os índices de Sobol por meio de um PCE oferece eficiência computacional, reduzindo a carga computacional ao evitar repetidas execuções do modelo determinístico. Além disso, o PCE lida melhor com a maldição da dimensionalidade, permitindo uma análise mais eficaz em espaços de alta dimensão. No entanto, sua precisão depende da ordem do polinômio escolhido e do número de pontos de amostra, e sua validade está condicionada à qualidade dos dados de entrada e à representatividade do modelo subjacente.

3.6 MÉTODOS DE ANÁLISES DE RESULTADOS

A proposta segue uma metodologia clássica na vertente determinística, onde as alturas de onda são simuladas com base nos dados do Projeto ONDISA referentes ao mês de janeiro de 2011. Os resultados medidos são então comparados com os resultados simulados, sendo que essa análise é restrita a H_s devido à indisponibilidade de outros dados relevantes, como o período das ondas.

A resolução adequada da malha utilizada no modelo SWAN foi verificada pelo método GCI (ASME, 2008, 2009), utilizando malhas de 250 m, 150 m e 100 m de resolução.

Na vertente probabilística é determinado o número amostral através da análise de convergência dos resultados de altura significativa de onda de acordo com as variáveis aleatórias de entrada. São determinados os valores dos suportes para cada variável e são utilizadas as distribuições de probabilidade de acordo com o princípio

de entropia máxima. Também são analisados casos considerando distribuição de probabilidade uniforme para todas as variáveis.

Aplicado os métodos probabilísticos de propagação de incertezas supracitados, a sensibilidade global foi analisada pelos índices de Sobol a fim de determinar a porcentagem de influência de cada variável aleatória.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Este capítulo está dividido em três etapas: exploratória, estudo de casos e quantificação de incertezas, que coincidem com a cronologia da pesquisa desenvolvida.

4.1 ETAPA EXPLORATÓRIA

4.1.1 Análise de convergência de malhas pelo método GCI

O Método GCI é amplamente difundido na literatura para estimativa de incertezas e erros em dinâmica dos fluidos computacional. O valor final, GCI, é dado em porcentagem e o seu valor máximo admissível é indicado na norma ASME V&V 20-2009. Dessa forma, considera-se que GCI inferiores a 5% são considerados adequados. A Tabela 3 traz os dados para a determinação do GCI. Os procedimentos para tal determinação pode ser verificado em ASME V&V 20-2009 no item 2-4.1 da norma. Para a realização dos cálculos a velocidade do vento é considerada constante.

Tabela 3 – Cálculos para discretização de incertezas pelo Método GCI

Variáveis e parâmetros	Valores
Velocidade do vento	5,0 m.s ⁻¹
Malha1, Malha2, Malha3	100, 150, 250 [m]
Nº nós em X, Y (Malha1)	521, 387
Nº nós em X, Y (Malha2)	541, 310
Nº nós em X, Y (Malha3)	263, 174
HS_1, HS_2, HS_3 ($U_{10} = 5 \text{ m.s}^{-1}$)	0,178, 0,177, 0,180 [m]
h_1, h_2, h_3	100, 150, 250
r_1, r_2	1,50, 1,63 (OK, $r \geq 1,3$)
HS_{ext}^{21}	0,179 [m]
e_a^{21}	0,007
e_{ext}^{21}	0,006
CGI_{fine}^{21}	1,65%

Fonte: elaboração do próprio autor.

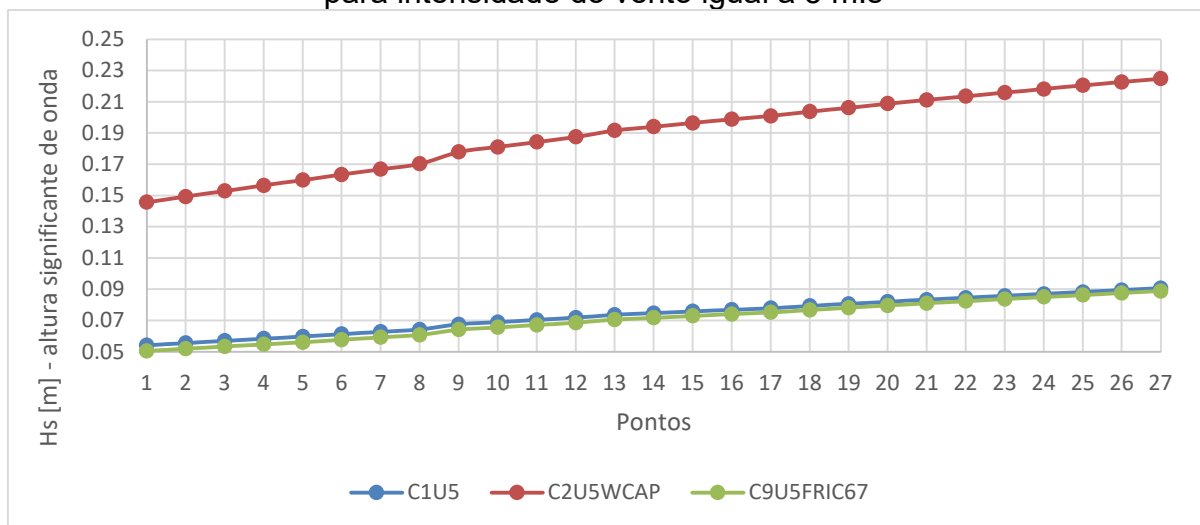
Onde h_i são as células representativas (resolução das malhas); r_i são os fatores de refinamento da malha, com $r_1 = h_2/h_1$; Hs_{ext}^{21} é o valor extrapolado; e_a^{21} é aproximadamente o erro relativo adimensional; e_{ext}^{21} é o valor estimado do erro relativo extrapolado; e por fim, CGI_{fine}^{21} é o índice de refinamento da malha de menor resolução.

Verificada a aplicabilidade da malha de 150 m de resolução, optou-se por utilizar a malha 100 m de resolução, que também está no intervalo admitido no manual do usuário do modelo SWAN, entre 50 e 1000 m (The SWAN Team, p.16, 2020a). Ressalta-se que análises para velocidade de vento de 10, 15 e 20 m.s⁻¹ apresentaram valores percentuais de GCI ainda menores que 1,65%. O Apêndice D apresenta uma imagem com um exemplo de sistematização para os cálculos executados.

4.1.2 Análises utilizando o modelo SWAN padrão, desligando o *whitecapping* e com variação do coeficiente de atrito de fundo

As primeiras análises apresentadas correspondem ao: caso referencial, caso sem *whitecapping* e, caso com variação do coeficiente de atrito de fundo de JONSWAP. Casos C1U“X”, C2U“X”WCAP, C9U“X”FRIC67, respectivamente (Figura 15 a Figura 18).

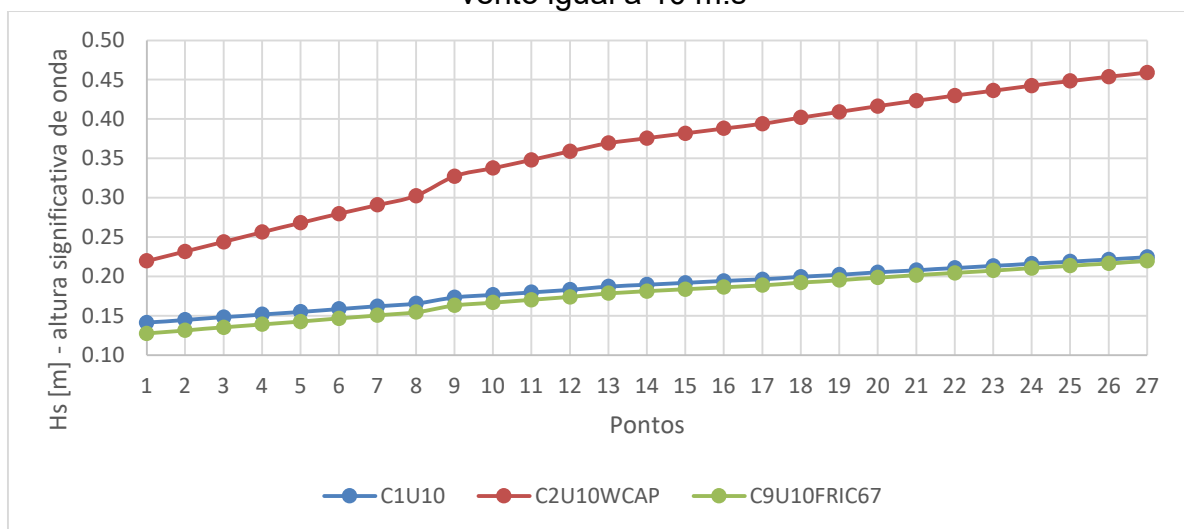
Figura 15 – Comparativo entre os casos: referência ($c_d = 0,038$), com *whitecapping* desativado e com coeficiente de atrito de fundo de JONSWAP (c_d) igual a 0,067, para intensidade do vento igual a 5 m.s⁻¹



Fonte: elaboração do próprio autor.

Para velocidade do vento igual a 5 m.s^{-1} , da ordem da velocidade reinante, observa-se que a alteração do coeficiente de atrito de fundo de JONSWAP, C_b , não se mostrou relevante para a área em estudo e a desativação do parâmetro *whitecapping* fez com que a H_s no ponto 1 seja em torno de três vezes maior que o caso de referência. Desse modo, verifica-se a grande sensibilidade desse parâmetro para baixas velocidades e profundidades.

Figura 16 – Comparativo entre os casos: referência, com *whitecapping* desativado e com coeficiente de atrito de fundo de JONSWAP igual a 0,067, para intensidade do vento igual a 10 m.s^{-1}

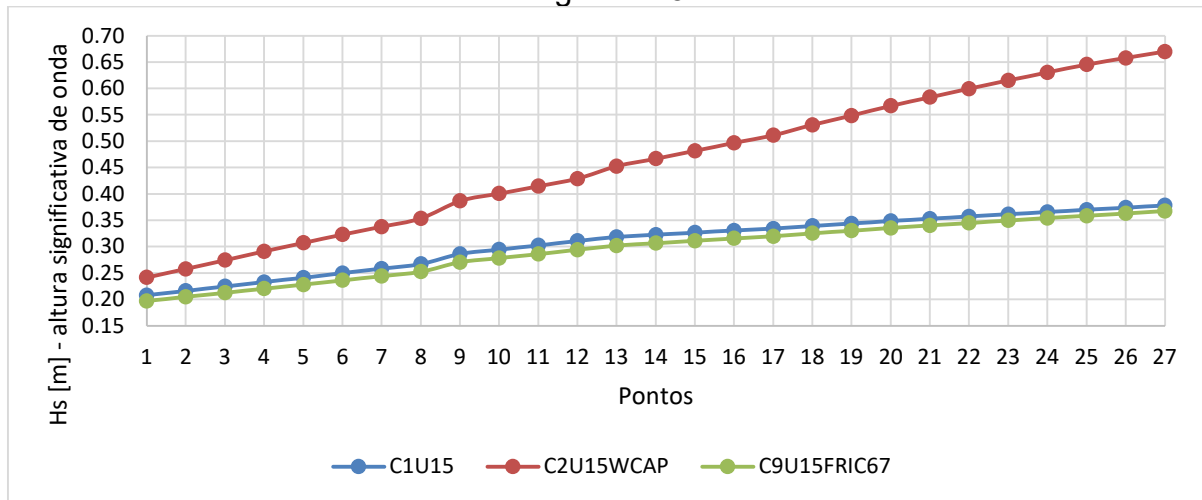


Fonte: elaboração do próprio autor.

Considerando velocidade do vento igual a 10 m.s^{-1} , observa-se que a variação do coeficiente de atrito começa a ser mais relevante e para o ponto P1, mais próximo a margem, com variação da H_s na ordem de 10%. Nesta intensidade do vento verifica-se menor diferença entre as H_s quando se desativa o *whitecapping*, mas o padrão esperado se mantém.

Para uma velocidade do vento significativamente elevada, atingindo 15 m.s^{-1} e caracterizada por uma baixa frequência na zona de estudo, conforme previamente documentado por Mattosinho *et al.* (2021), observa-se a notável convergência das curvas e a consistência com o comportamento esperado. Nesse contexto, verifica-se a diminuição das alturas significativas de onda (H_s) à medida que a aproximação da margem se intensifica.

Figura 17 – Comparativo entre o caso referência, com *whitecapping* desativado e com coeficiente de atrito de fundo de JONSWAP igual a 0,067, para intensidade do vento igual a 15 m.s^{-1}



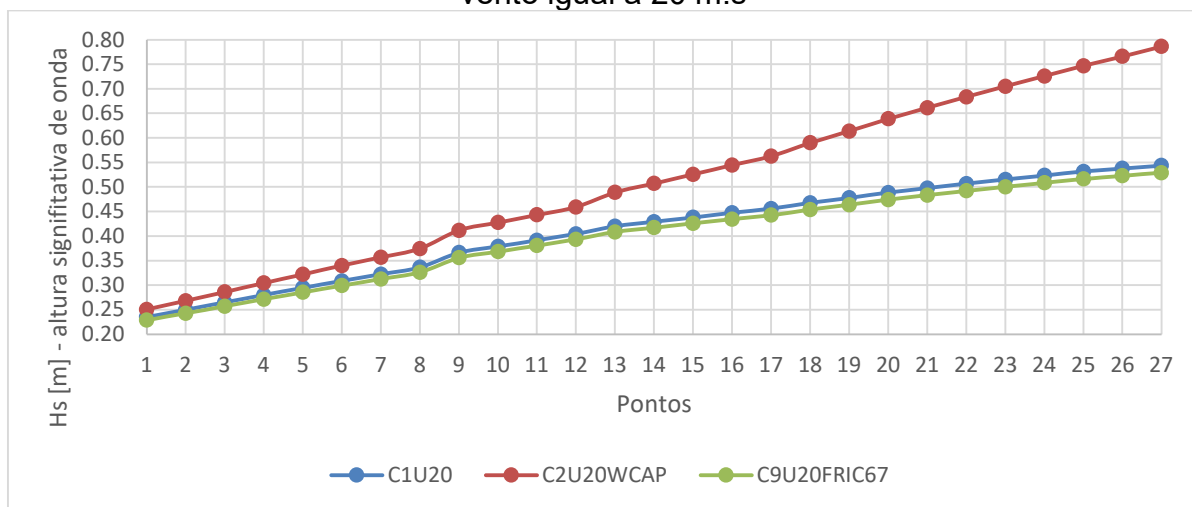
Fonte: elaboração do próprio autor.

A discrepância entre as H_s no ponto P1 revela-se relativamente modesta em termos absolutos, totalizando aproximadamente 4 cm. No entanto, em termos percentuais, essa variação adquire relevância, ultrapassando 14%, especialmente quando se compara o cenário referencial ao caso sem a consideração do efeito de *whitecapping*.

No cenário extremo, caracterizado por uma velocidade do vento de 20 m.s^{-1} , refletindo condições de rajadas associadas a tempestades, as curvas mantêm o padrão antecipado. Mais uma vez, a discrepância em termos absolutos entre as alturas de onda é de pequena magnitude. Entretanto, a percentagem dessa variação se aproxima de uma margem aceitável, situando-se em torno de 5% no ponto P1. Vale ressaltar, ao examinar as Figuras 16, 17 e 18, a notável tendência de aproximação dos valores absolutos no ponto P1.

Essa observação pode ser atribuída ao aumento da dissipação de energia ocasionada pela parcela de quebra induzida de onda ($S_{surf} = S_{ds,br}$), uma resposta coerente com a proximidade da margem. É relevante mencionar que, embora a intensificação desse fenômeno seja evidente, não é possível afirmar há ocorrência de quebra induzida de ondas, pois o fator ($\gamma_b = H_s/d$) permaneceu abaixo de 0,73, um parâmetro padrão no modelo SWAN.

Figura 18 – Comparativo entre os casos: referência, com *whitecapping* desativado e com coeficiente de atrito de fundo de JONSWAP igual a 0,067, para intensidade do vento igual a 20 m.s^{-1}



Fonte: elaboração do próprio autor.

O parâmetro *whitecapping* no modelo SWAN desempenha um papel crucial na representação realista da dinâmica das ondas em ambientes marinhos. Quando ativado, esse parâmetro leva em consideração a complexidade do processo de quebra de ondas, que ocorre sob a influência do vento. Esse fenômeno, conhecido como *whitecapping*, resulta na redução da altura da onda e na alteração de seu período, sendo particularmente significativo em condições de vento intenso.

Ao ativar o *whitecapping*, o modelo SWAN incorpora as nuances desse processo, aprimorando a precisão das previsões. Este cenário se mostra valioso em simulações destinadas a replicar ambientes marinhos realistas, onde a quebra de ondas é uma consideração fundamental. A inclusão desse parâmetro permite que o modelo reproduza alturas e períodos de onda mais condizentes com as condições reais do mar.

No entanto, é crucial reconhecer que essa precisão vem acompanhada de um custo computacional adicional. A simulação do *whitecapping* envolve cálculos mais complexos, resultando em uma demanda computacional mais intensiva. Portanto, ao decidir pela ativação do *whitecapping*, é imperativo ponderar a necessidade de precisão nas previsões em relação aos recursos computacionais disponíveis.

Por outro lado, ao desativar o *whitecapping*, o modelo SWAN simplifica a representação do processo de quebra de ondas, resultando em simulações mais eficientes do ponto de vista computacional. Isso pode ser apropriado em situações em

que a quebra de ondas não é um fator crítico para os objetivos da simulação ou em ambientes mais calmos, onde os efeitos do *whitecapping* são menos pronunciados.

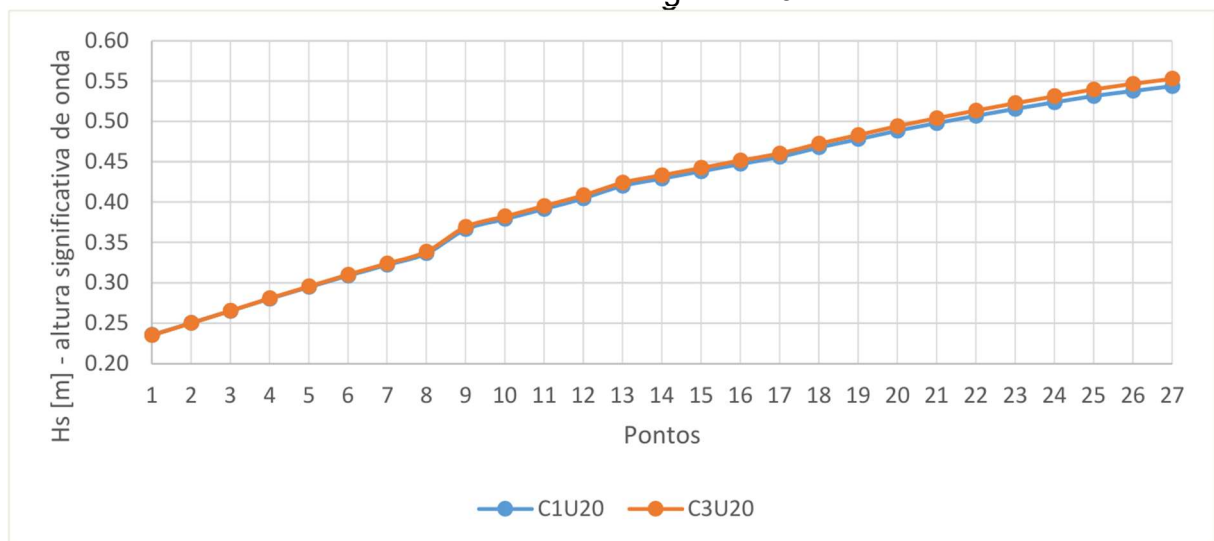
A escolha de ativar ou desativar o *whitecapping* depende, portanto, da natureza específica do estudo, dos recursos computacionais disponíveis e das condições ambientais predominantes. Em ambientes marinhos (recintos abertos) e reservatórios complexos e dinâmicos, a ativação do *whitecapping* emerge como uma abordagem mais realista, embora acompanhada de uma exigência computacional mais elevada.

4.1.3 Análises sobre a influência da difração e quebra induzida de onda

Seguindo a nomenclatura delineada no Quadro 2, a análise dos casos C1 e C3 revela a insignificância da utilização, ou ausência, da difração neste estudo de caso, uma vez que as alturas significativas de onda (H_s) permaneceram inalteradas (Figura 19). Esse resultado era esperado, dado que na região de estudo não existem estruturas capazes de gerar difração.

Diante desse cenário, prosseguiu-se com as análises, incorporando o caso C5, com o propósito de investigar a influência da desativação do parâmetro de quebra induzida de ondas (por meio do comando “BREaking”).

Figura 19 – Comparativo entre os casos: referência e com difração desligada para intensidade do vento igual a 20 m.s^{-1}

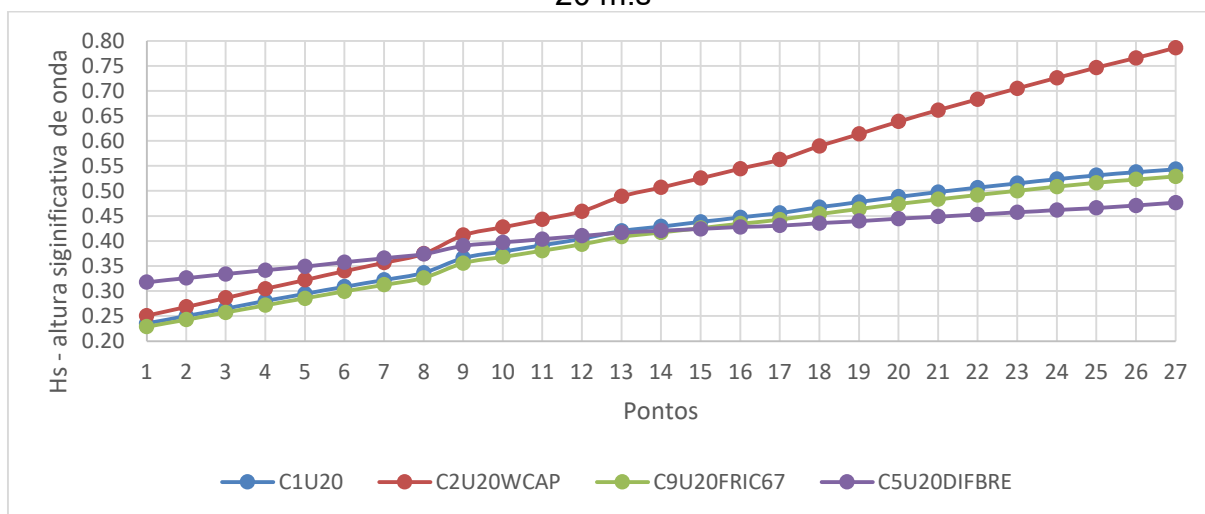


Fonte: elaboração do próprio autor.

Nos cenários em que a velocidade do vento é fixada em 5, 10 e 15 m.s^{-1} , verifica-se que as curvas seguem padrões semelhantes ao caso C1 (referência) que,

por brevidade, não são apresentadas. No entanto, quando a velocidade do vento atinge valores extremos, como 20 m.s^{-1} , a desativação do parâmetro de quebra induzida de ondas pela profundidade resulta em uma redução significativa da dissipação de energia. Consequentemente, observa-se um aumento notável na altura significativa de onda (H_s) no ponto P1 (Figura 20).

Figura 20 – Comparativo entre os casos: referência, com *whitecapping* desativado, com coeficiente de atrito de fundo de JONSWAP igual a 0,067 e com a quebra de ondas induzida pela profundidade desativada, para intensidade do vento igual a 20 m.s^{-1}



Fonte: elaboração do próprio autor.

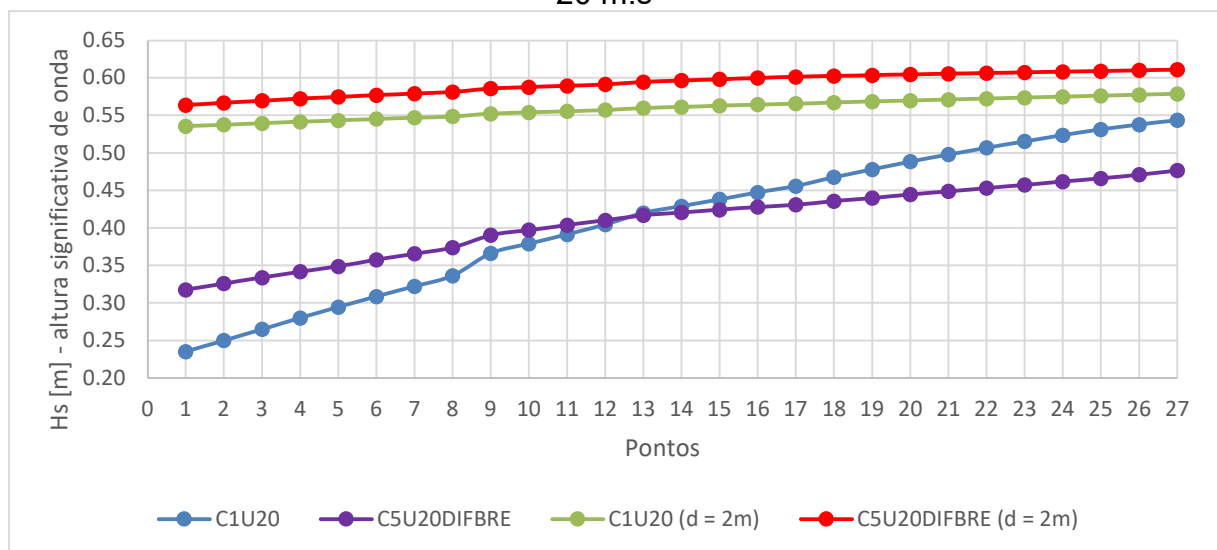
Focando nos pontos mais afastados da margem (P14 a P27) verifica-se que a H_s ao largo do caso C5, é inferior ao caso C1. No caso C5 as únicas alterações em relação ao caso C1 são a desativação do parâmetro de quebra de ondas induzida pela profundidade e da difração, o que não deveria gerar alterações na H_s em pontos de maiores profundidades. Todavia não é o que se observa, sugerindo a relevância do fundo e da quebra de onda naquelas profundidades, além das possíveis irregularidades na batimetria disponível. Ademais, para todas as velocidades de vento consideradas, a maioria das alturas significativas do caso C5 são inferiores às do caso C1.

Tais efeitos poderiam ser oriundos da batimetria irregular e complexa, contudo a região selecionada contém batimetria com baixa declividade e não é acidentada (Tabela 2). Em relação aos pontos mais próximos da margem (P1 a P7) observa-se

H_s maiores no caso C5 em relação ao C1, isso em virtude do desligamento do parâmetro de quebra induzida de ondas.

Dado essa discrepância física de resultados, em que as alturas significativas são menores em maiores profundidades no caso C5 em comparação com o caso C1, procedeu-se a verificação da operacionalidade e estabilidade do modelo SWAN utilizando uma batimetria constante com profundidade de 2 m. O modelo apresentou resultados coerentes com a física e reforça a hipótese de os efeitos da batimetria disponível influenciarem diretamente na propagação das ondas mesmo em situação de águas profundas (Figura 21).

Figura 21 – Comparativo entre os casos: referência e com a quebra de ondas induzida pela profundidade desativada em batimetria real e os mesmos casos para batimetria com profundidade constante de 2 m para intensidade do vento igual a 20 m.s^{-1}



Fonte: elaboração do próprio autor.

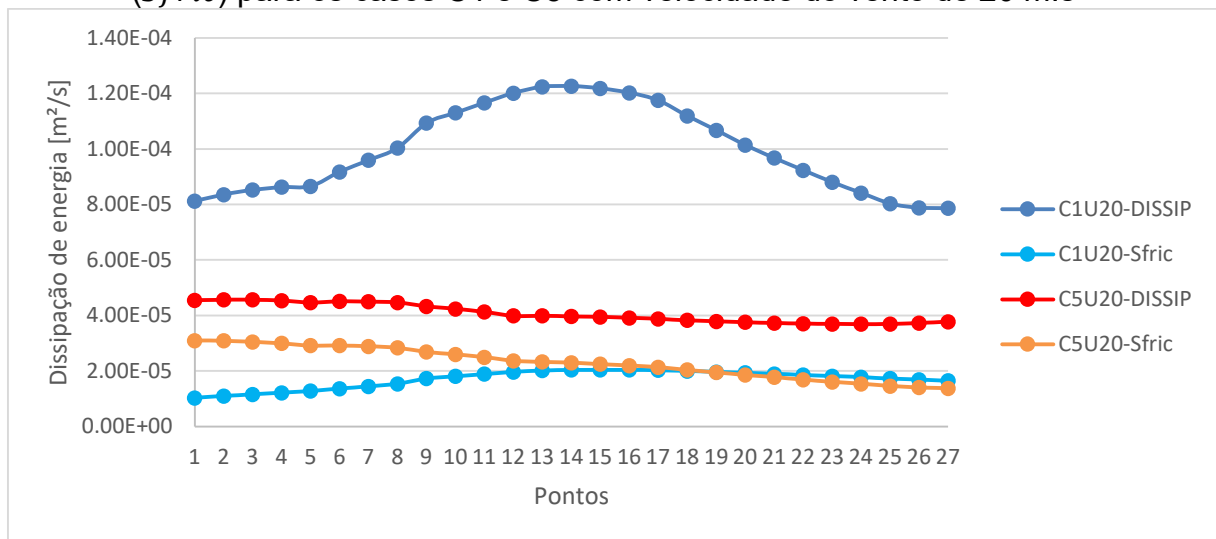
4.1.4 Análises sobre dissipação de energia e suas componentes

Os resultados apresentados anteriormente suscitam o interesse em investigar as contribuições individuais das dissipações de energia devido ao atrito de fundo ($S_{fric} = S_{ds,b}$), à quebra de onda ($S_{surf} = S_{ds,br}$) e ao *whitecapping* ($S_{wcap} = S_{ds,w}$). A soma dessas três parcelas constitui a dissipação total de energia (DISSIP), considerando os casos C1 e C5. No caso C5, onde a quebra de ondas induzida pela profundidade está desativada, o termo S_{surf} permanece nulo, conforme esperado. Notavelmente, a dissipação de energia pelo atrito de fundo aumenta da área mais

profunda em direção à margem, um comportamento inverso ao observado no caso C1 (Figura 22).

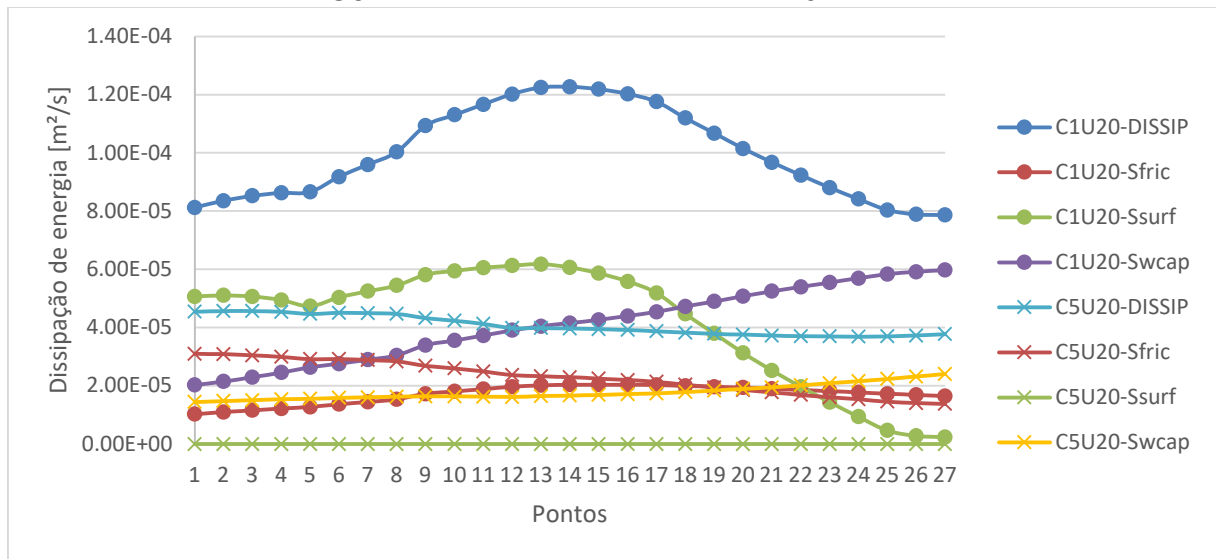
Ademais, constata-se que a dissipação total de energia (DISSIP) no caso C5 apresenta uma tendência mais linear, enquanto no caso de referência (C1) há uma maior variabilidade em sua composição. Em face desse comportamento, todas as contribuições individuais para a dissipação de energia em ambos os casos são apresentadas (Figura 23). No caso C1, nota-se que a parcela de dissipação de energia devido à quebra de onda aumenta à medida que se aproxima da margem, atingindo o pico no ponto P13, coincidindo com o ápice da dissipação total de energia (DISSIP) nesse caso, para depois diminuir.

Figura 22 – Curvas de dissipação de energia total (DISSIP) e por atrito de fundo (S_{fric}) para os casos C1 e C5 com velocidade do vento de 20 m.s^{-1}



Fonte: elaboração do próprio autor.

Figura 23 – Curvas de dissipação de energia total (DISSIP), por atrito de fundo (S_{fric}), por quebra de ondas (S_{surf}) e por *whitecapping* (S_{wcap}) para os casos C1 e C5 com velocidade do vento de 20 m.s^{-1}



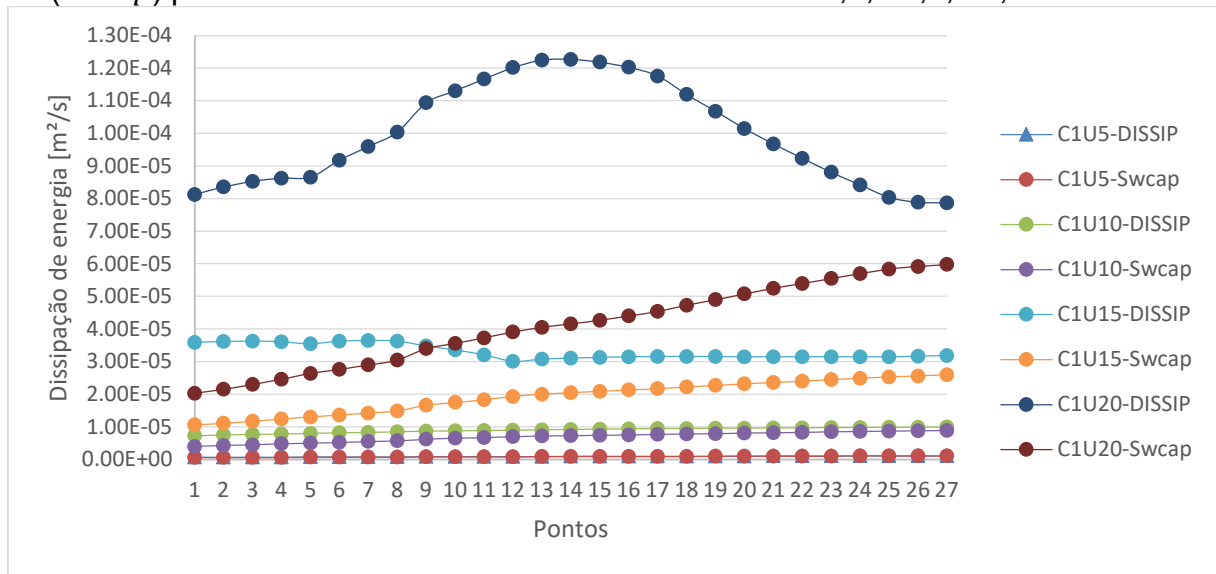
Fonte: elaboração do próprio autor.

Com base nos resultados apresentados nas Figura 22 e Figura 23, torna-se possível inferir que, do ponto P13 até a margem (P1), as ondas persistem na dissipação de energia por meio de outros efeitos, como turbulência, visto que as demais parcelas de dissipação também diminuem. É relevante observar que os parâmetros que caracterizam os efeitos de turbulência não foram ativados nas simulações.

A ativação de parâmetros adicionais, como os relacionados à turbulência, pode aumentar a complexidade computacional do modelo. Nesta Tese, desconsiderar esses efeitos é uma escolha justificada para otimizar o desempenho computacional e a eficiência das simulações. Outro fator é a escassez de dados relacionados à turbulência, que inviabiliza a calibração e validação do modelo para esse aspecto específico.

Uma análise abrangente da dissipação total de energia e da influência da dissipação por *whitecapping* para as diferentes velocidades pode ser obtida na Figura 24. Para a velocidade de 5 m.s^{-1} , nota-se que as curvas coincidem, com uma pequena diferença devido ao atrito de fundo. Contudo, para as demais velocidades do vento, torna-se evidente a influência das parcelas de quebra de onda e atrito de fundo, componentes essenciais da dissipação total de energia, sendo mais pronunciadas com o aumento da intensidade da velocidade do vento.

Figura 24 – Curvas de dissipação de energia total (DISSIP) e por *whitecapping* (Swcap) para o caso C1 com velocidades do vento de 5,0, 10,0, 15,0 e 20 m.s⁻¹



Fonte: elaboração do próprio autor.

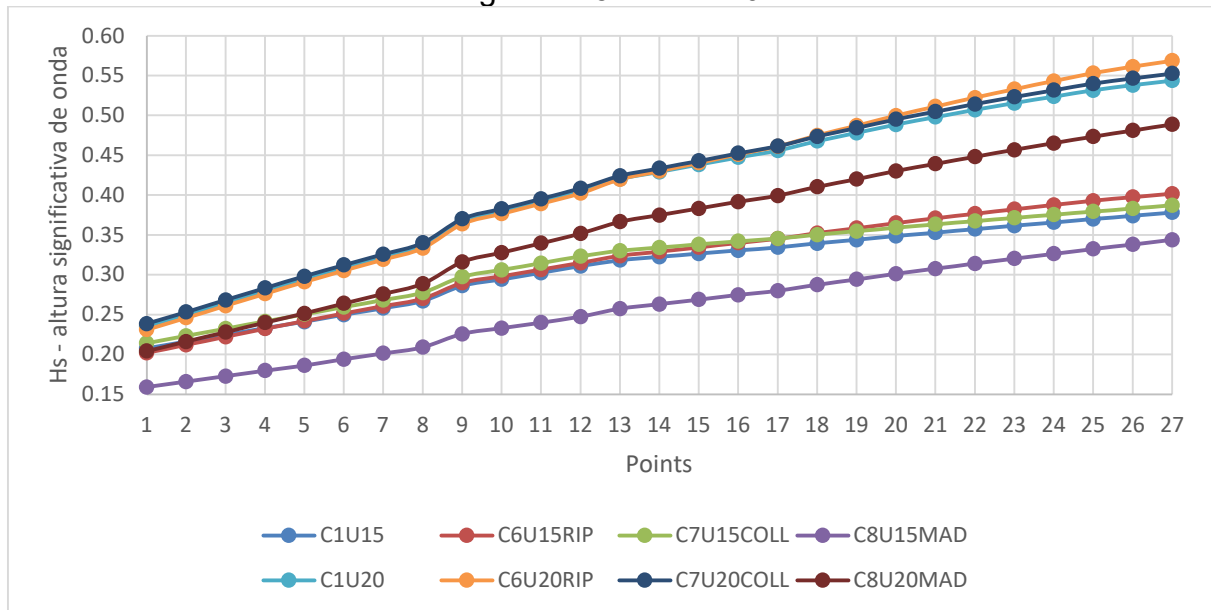
4.1.5 Análises sobre dissipação de energia pelo atrito de fundo

Dada a relevância da dissipação de energia pelo atrito de fundo em regiões de pequenas profundidades, como na área em estudo, executa-se a verificação da influência das equações de atrito de fundo disponíveis no modelo SWAN (casos C1, C6, C7 e C8 dispostos no Quadro 2), conforme Figura 25.

Verifica-se que para as equações de atrito de fundo de Hasselmann *et al.* (1973) (semiempírica), Smith *et al.* (2011) (depende da formação de ondulações no fundo e do tamanho do sedimento) e Collins (1972) (modelo não linear baseado no arrasto) há pequena variação no resultado das H_s , contudo a equação de Madsen *et al.* (1988) apresenta resultados significativamente menores que as demais.

Tal fato pode ser advindo das considerações da construção desta equação, que utiliza modelos de viscosidade turbulenta. Todas as equações foram utilizadas considerando os coeficientes preconizados pelo manual do modelo SWAN (The SWAN Team, 2020a).

Figura 25 – Comparativo entre o caso referência com equação de atrito de fundo de “FRIC KOM” (padrão), “FRIC RIP”, “FRIC COLL” e “FRIC MAD”, para intensidade do vento igual a 15 m.s^{-1} e 20 m.s^{-1}



Fonte: elaboração do próprio autor.

De acordo com o manual do usuário do modelo SWAN, a formulação de Hasselmann *et al.* (1973), modificada por Komen *et al.* (1984) é recomendada e mostra-se a melhor opção neste caso. Esta fórmula apresenta um bom desempenho em muitas condições, desde que um valor adequado seja escolhido para o coeficiente de atrito de fundo (C_b). Nas Figura 15 a Figura 18, verificou-se que a alteração de C_b de 0,038 (recomendado no manual da versão 41.31 de 2020) para 0,067 (recomendado em manuais anteriores) pode ser considerada de baixa relevância neste trabalho.

4.1.6 Análises sobre dissipação de energia por distintas equações de *whitecapping*

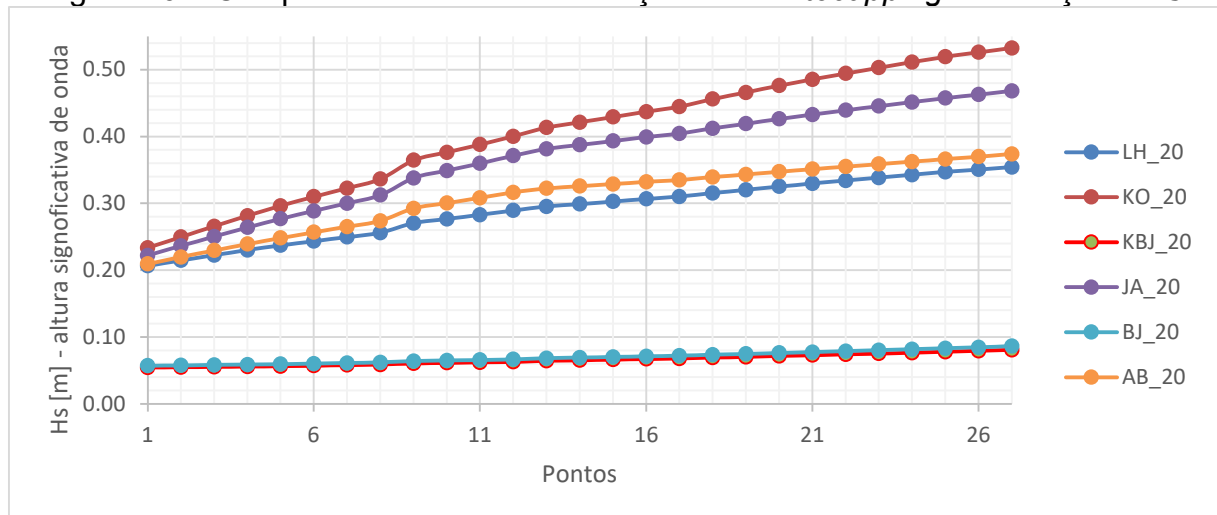
O *whitecapping*, o termo físico menos conhecido na equação de energia (equação 1 e 2), é frequentemente utilizado como o principal parâmetro de ajuste para alcançar o correto equilíbrio energético considerando um campo de ventos (Cavaleri *et al.*, 2018, 2019; Zhang *et al.*, 2023).

Este parâmetro possui seis formulações disponíveis no modelo SWAN e a fim de verificar os comportamentos e resultados executaram-se simulações para todas as formulações considerando velocidade constante de 20 m.s^{-1} e direção NE (Figura 26).

Observa-se que o equacionamento padrão (curva “KO_20”), que é sugerido para o parâmetro *whitecapping*, apresenta as maiores alturas significativas de onda (H_s), conseqüentemente é a forma que menos dissipa energia durante a propagação das ondas pelo domínio estudado.

Com base nesses resultados, procede-se aos estudos de caso determinísticos para calibrar e validar o modelo SWAN em relação ao caso de Ilha Solteira, visando identificar a configuração recomendada.

Figura 26 – Comparativo entre as formulações de *whitecapping* em relação a H_s



Fonte: elaboração do próprio autor.

4.2 ESTUDO DE CASOS DETERMINÍSTICOS

Os casos descritos nesta seção consideram os dados de vento e de H_s de janeiro de 2011 da campanha do Projeto ONDISA em médias horárias com profundidade local (d) da ordem de 6 m, de acordo com as malhas geradas. Este mês foi adotado por apresentar melhores dados estatísticos quando comparados com os dados da estação de monitoramento (Mattosinho *et al.*, 2022).

Por meio da utilização de médias horárias e excluindo o dia 31 devido a inconsistências nos dados, foram obtidos 710 conjuntos de dados de entrada, os quais são convertidos em arquivos executáveis no formato “.swn”. O tempo de

processamento das simulações é sensível às capacidades do processador e da memória RAM da máquina, sendo esses os elementos computacionais mais impactantes na execução do SWAN.

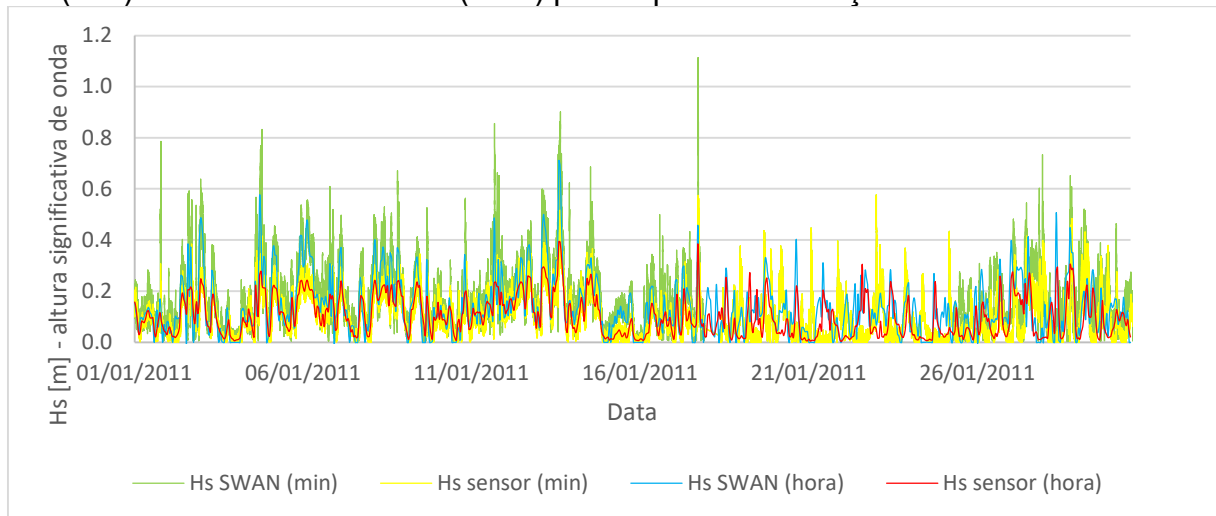
Para efeito de exemplificação, ao se utilizar um notebook com processador Intel Core I7-11800H, com *clock* de 3,2 Hz e 16 núcleos e 16 GB de memória RAM, gastou-se, para a malha de 1000 m de resolução, cerca de duas horas e meia para executar os 710 dados no SWAN na versão 41.31. Este tempo não leva em consideração a preparação dos arquivos de entrada e compilação para base de dados para posterior análise de resultados. O mesmo procedimento para a malha de 250 m levou pouco mais de seis horas. Já para a malha de 100 m **cada dado** leva em média três horas para ser processado.

Diante ao exposto e de análises preliminares durante o desenvolvimento desta Tese, o tempo computacional aumenta exponencialmente com o refinamento da malha. Desse modo, fez-se necessário verificar a pertinência deste refinamento através de parâmetros estatísticos. Outro fator que ensejou esta análise é o comportamento semelhante dos gráficos de $H_s \times \text{Dados}$ para as diferentes malhas. Ressalta-se que outras análises considerando, por exemplo, período de onda, não foram executadas devido a indisponibilidade de dados de campo, todavia são avaliadas as correlações entre os períodos de onda resultantes da simulação com os dados de vento coletados em campo.

4.2.1 Execução do Modelo SWAN em modo estacionário padrão

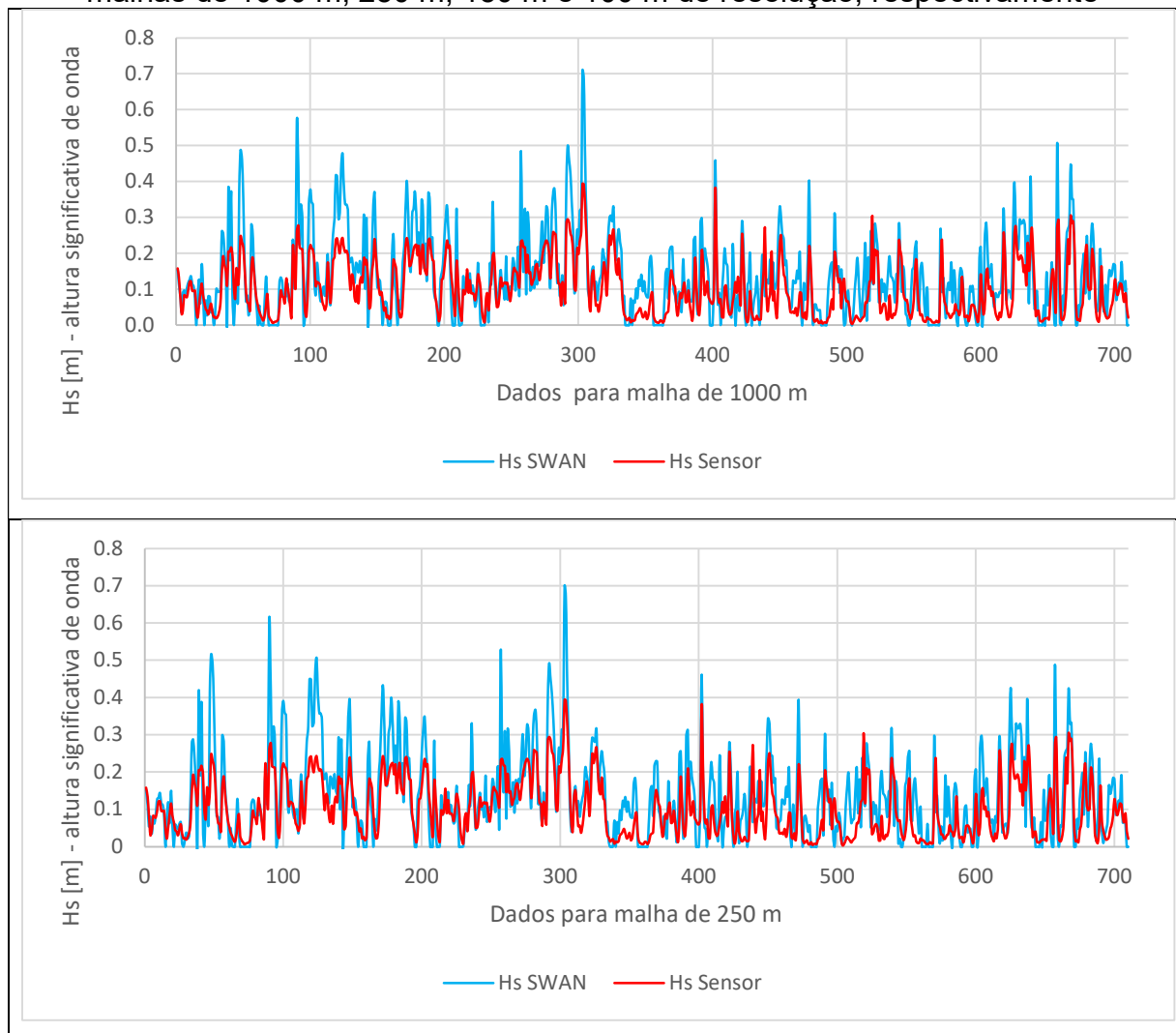
No primeiro momento é verificada a diferença entre a adoção da simulação com dados de minuto a minutos e dados com médias horárias (Figura 27), donde constata-se a suavização das curvas e melhor representação. O modelo SWAN foi executado em modo estacionário empregando todas as configurações padronizadas e recomendadas pelo manual do usuário do modelo para analisar o desempenho (The SWAN team, 2020a). Com exceção do coeficiente de atrito de JONSWAP, C_b , que foi adotado igual a 0,067 ao invés de 0,038 que é recomendado (Figura 28). Essa alteração tem a finalidade de utilizar os resultados numéricos atuais e compará-los com os trabalhos anteriores do grupo que utilizavam os dados de vento de minuto a minuto (Mattosinho *et al.*, 2022).

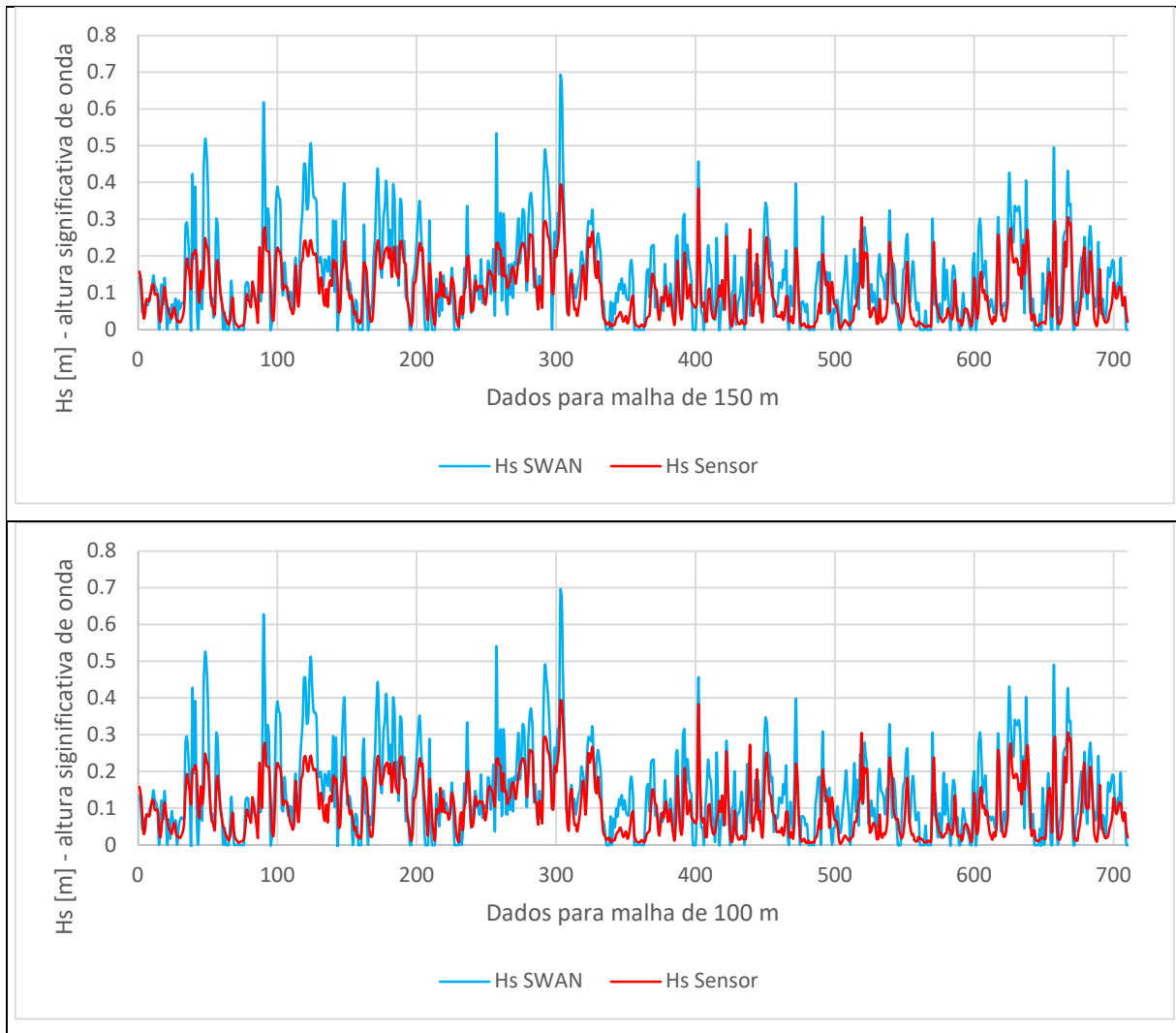
Figura 27 – Gráficos de $H_s \times \text{Dados}$ para conjunto de dados de minuto a minuto (min) e em médias horárias (hora) para o ponto da estação de monitoramento



Fonte: elaboração do próprio autor.

Figura 28 – Gráficos de $H_s \times \text{Dados}$ (dados de vento em médias horárias) para as malhas de 1000 m, 250 m, 150 m e 100 m de resolução, respectivamente





Fonte: elaboração do próprio autor.

Os resultados estatísticos (Tabela 4) apontam o bom desempenho da malha de 1000 m de resolução e corroboram a tese que a utilização de médias horárias para os dados de vento apresenta melhoria nos resultados da hidrodinâmica em relação aos dados medidos pela estação de monitoramento. Confrontando com os resultados de Mattosinho *et al.* (2022), que utiliza dados de minuto a minuto e malha de 1000 m, tem-se: $R = 0,81$ contra $R = 0,74$; $IP = 0,67$ contra $IP = 0,56$. Todos os índices estatísticos apresentam melhorias.

Tabela 4 – Dados estatísticos para as malhas de 1000 m, 250 m, 150 m e 100 m

Dados	Malha 1000 m	Malha 250 m	Malha 150 m	Malha 100 m
<i>Hs</i> (sensor de pressão)	0,0 a 0,39 m	0,0 a 0,39 m	0,0 a 0,39 m	0,0 a 0,39 m
<i>Hs</i> (SWAN)	0,0 a 0,71 m	0,0 a 0,70 m	0,0 a 0,69 m	0,0 a 0,69 m
<i>RMSE</i>	0,08 m	0,08 m	0,08 m	0,08 m
<i>Bias</i>	0,04 m	0,04 m	0,04 m	0,04 m
<i>Hs</i> médio sensor de pressão	0,10 m	0,10 m	0,10 m	0,10 m
<i>Hs</i> médio SWAN	0,14 m	0,14 m	0,14 m	0,14 m
<i>ID</i>	0,76	0,80	0,82	0,83
<i>IC</i>	0,82	0,81	0,81	0,80
<i>R</i>	0,81	0,81	0,79	0,79
<i>IP = IC × R</i>	0,67	0,65	0,64	0,63

Fonte: elaboração do próprio autor

Nota: *Hs*: altura significativa de onda; *RMSE*: erro quadrático médio; *ID*: índice de dispersão; *IC*: índice de concordância; *R*: coeficiente de correlação de Pearson; *IP*: índice de performance.

Desse modo, os estudos de caso desta seção são realizados com esta malha (1000 m), a fim de verificar os comportamentos quando da alteração de parâmetros no modelo SWAN em relação aos dados da estação de monitoramento com o menor custo computacional possível

Estes resultados reforçam a tese da influência da batimetria, que pode conter imperfeições, que se tornam mais evidentes em malhas mais refinadas. Isso se dá devido à interpolação entre os nós, o que na malha de 1000 m acaba por gerar uma malha batimétrica com fundo mais suavizado.

Observados os comportamentos e a significativa superestimação de *Hs* em diversos dados da Figura 28, fica a questão: alterar os equacionamentos utilizados para atrito de fundo, campo de vento e *whitecapping* pode apresentar melhoria? Estes parâmetros são considerados, na literatura, muito sensíveis na calibração e validação do modelo (Mao *et al.*, 2016; Nishikova *et al.*, 2017; Zhang *et al.*, 2023).

4.2.2 Análise de equações de atrito no modelo SWAN

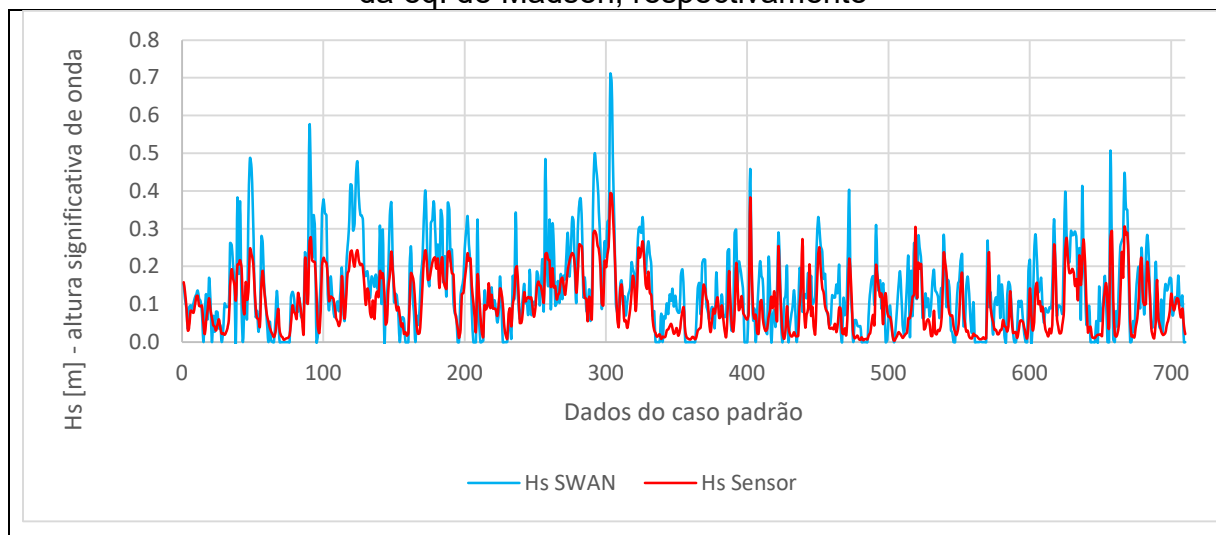
Neste contexto, foram simulados novos casos a fim de responder à questão sobre a influência do equacionamento para atrito de fundo. A priori, é necessário aumentar a dissipação de energia no domínio a fim de reduzir o erro entre os dados da estação de monitoramento e os resultados numéricos do modelo SWAN.

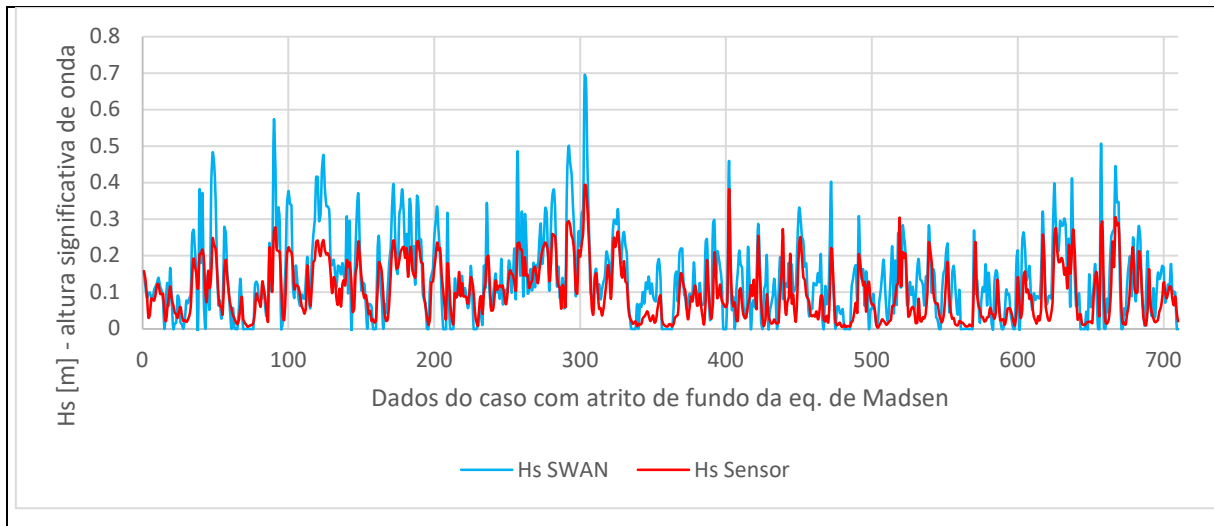
No primeiro momento é avaliada a alteração proporcionada pela utilização da equação para atrito de fundo de Madsen, comando “FRIC MAD”. Esta escolha está atrelada às análises dos casos exploratórios, Figura 25, onde esta equação proporcionou a menor H_s em relação as demais.

Os resultados deste caso são apresentados na Figura 29, onde se tem o gráfico do caso padrão e o caso considerando a equação de Madsen, respectivamente. Observa-se que esta alteração proporcionou sutis alterações, mantendo o comportamento. Os índices estatísticos não apresentam alteração e dessa forma são suprimidos deste texto. Resultado esperado, uma vez que o ponto em questão está em águas profundas.

Verificada a irrelevância do atrito de fundo para o ponto em questão (conforme esperado por estar em águas profundas), passa-se a analisar as formulações de campo de vento disponíveis no modelo SWAN pelos comandos: “WIND WU”, “WIND FIT” (padrão) e “WIND SWELL”. As formulações e características são explicitadas em The SWAN Team (2020b).

Figura 29 – Gráficos de $H_s \times \text{Dados}$ para o caso padrão e caso com atrito de fundo da eq. de Madsen, respectivamente



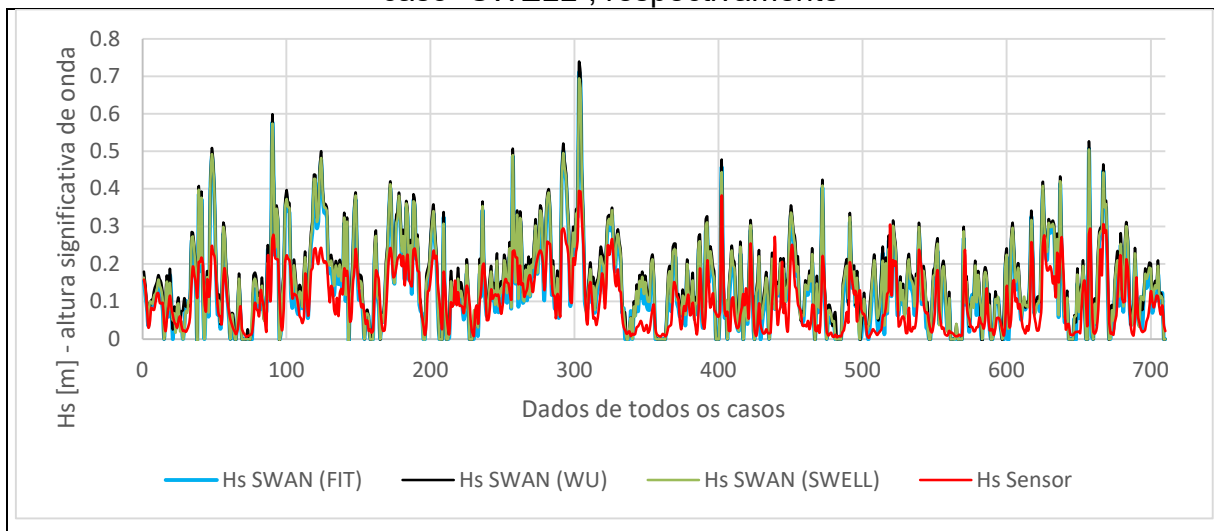


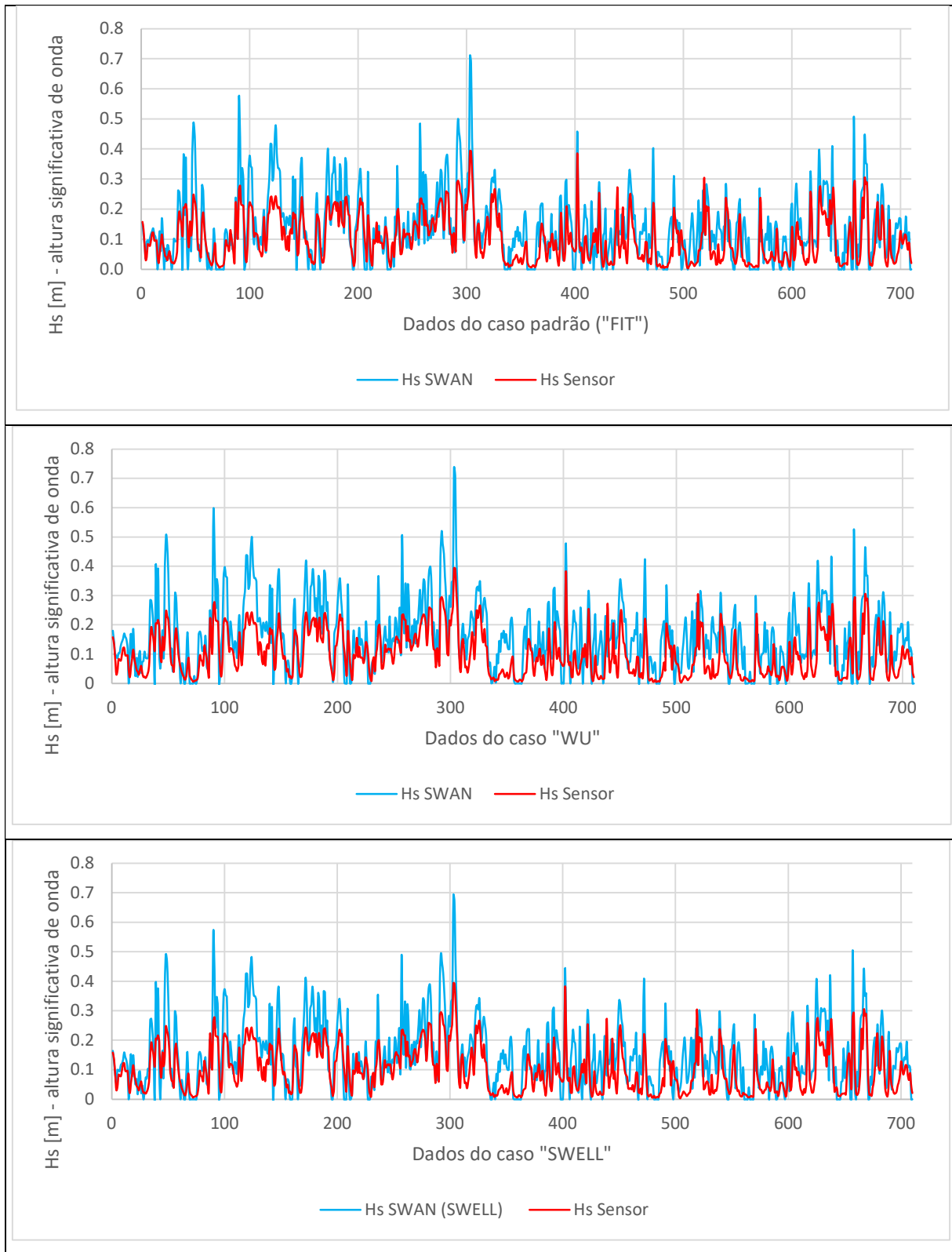
Fonte: elaboração do próprio autor.

4.2.3 Análise de formulação para a velocidade do vento no modelo SWAN

O melhor ajuste para o parâmetro de vento é a formulação padrão do modelo SWAN (Figura 30 e Tabela 5), que é um polinômio de segunda ordem ajustado de acordo com os dados de diversos trabalhos de relevância, de acordo com o manual (The SWAN team, 2020b, pág. 19).

Figura 30 – Gráficos de $H_s \times \text{Dados}$ para todos os casos, caso padrão, caso “WU” e caso “SWELL”, respectivamente





Fonte: elaboração do próprio autor.

Tabela 5 – Dados estatísticos para as formulações de campo de vento

Dados	WIND FIT	WIND WU	WIND SWELL
H_s (sensor de pressão)	0,0 a 0,39 m	0,0 a 0,39 m	0,0 a 0,39 m
H_s (SWAN)	0,0 a 0,71 m	0,0 a 0,74 m	0,0 a 0,69 m
$RMSE$	0,08 m	0,10 m	0,09 m
$Bias$	0,04 m	0,06 m	0,05 m
H_s médio sensor de pressão	0,10 m	0,10 m	0,10 m
H_s médio SWAN	0,14 m	0,16 m	0,15 m
ID	0,76	0,94	0,84
IC	0,82	0,76	0,79
R	0,81	0,80	0,80
$IP = IC \times R$	0,67	0,60	0,63

Fonte: elaboração do próprio autor.

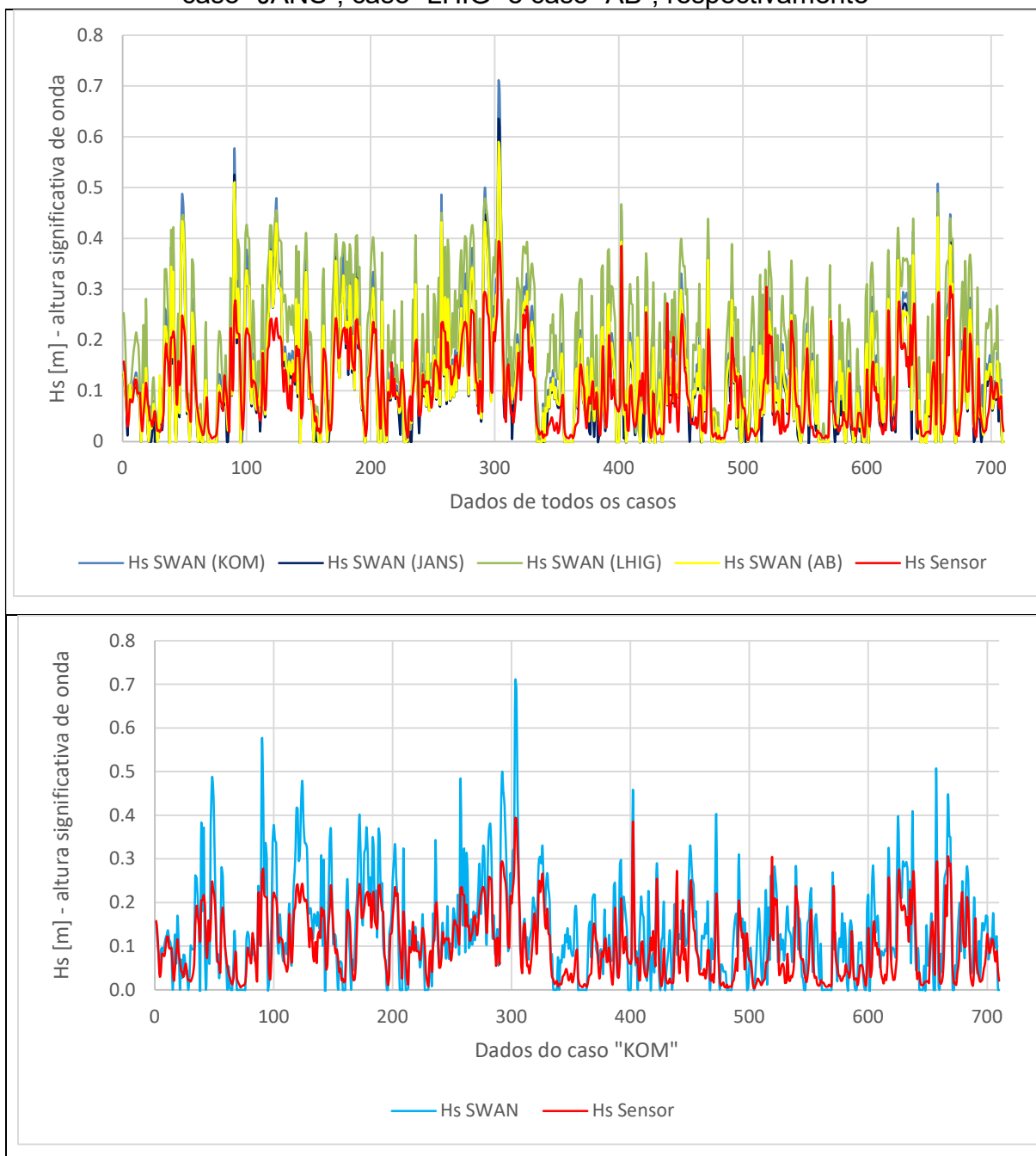
Nota: H_s : altura significativa de onda; $RMSE$: erro quadrático médio; ID : índice de dispersão; IC : índice de concordância; R : coeficiente de correlação de Pearson; IP : índice de performance.

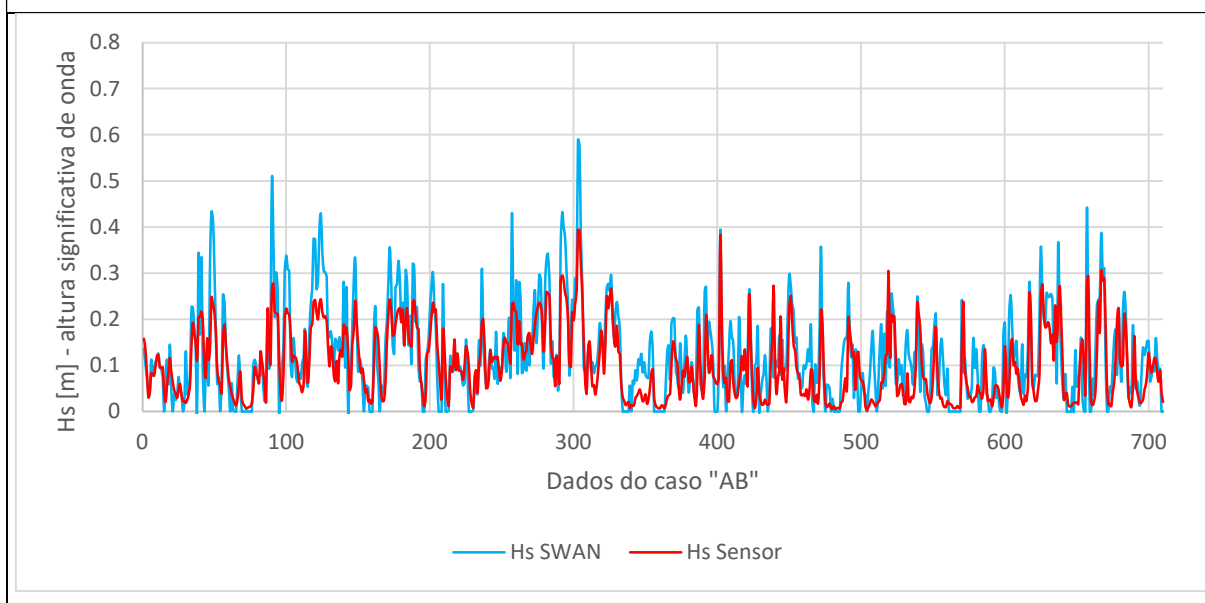
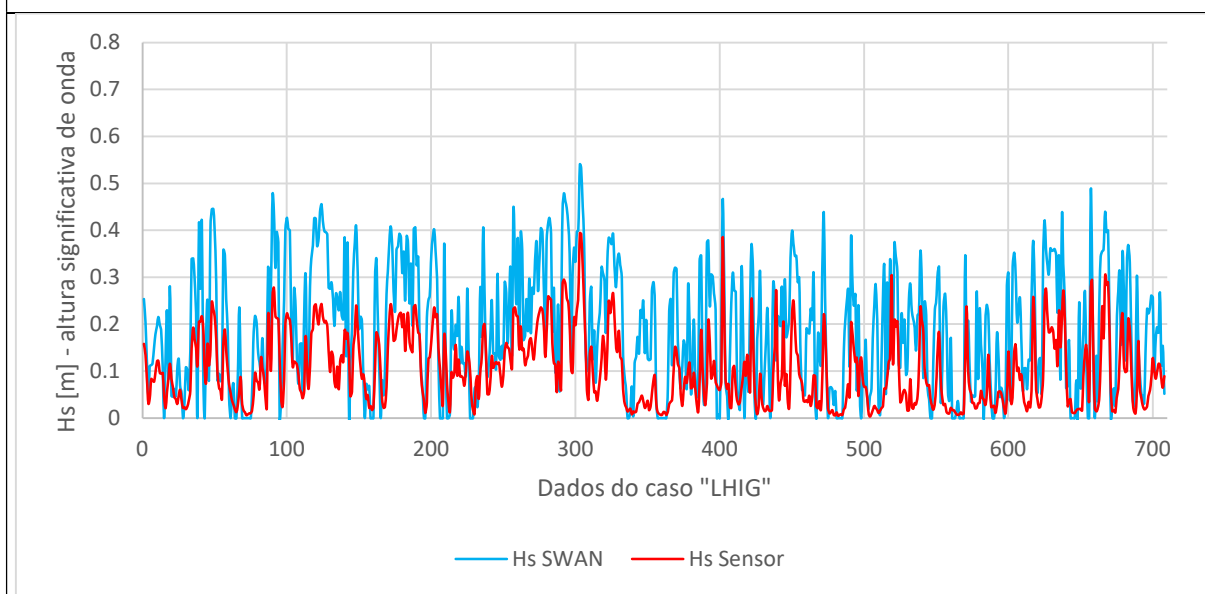
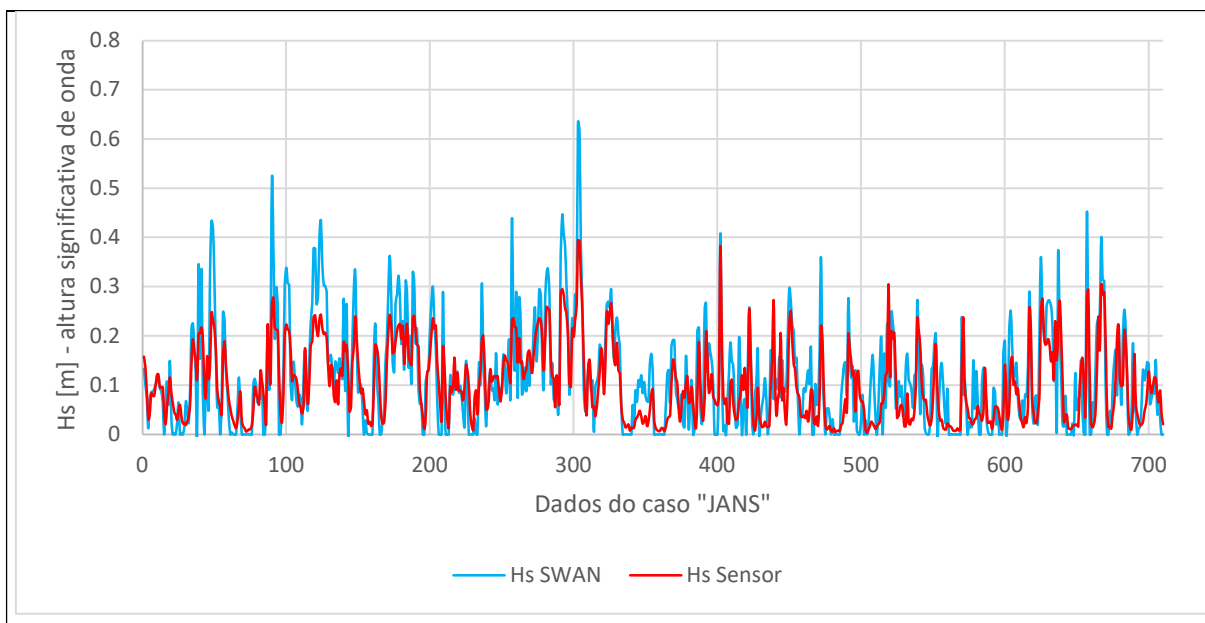
4.2.4 Análise de equações de *whitecapping* no modelo SWAN

Tem-se o último parâmetro a ser analisado para responder à questão: *whitecapping*. De acordo com Zhang *et al.* (2023) *whitecapping* é o termo menos compreendido na equação de energia e é frequentemente utilizado como o principal parâmetro de ajuste para assegurar o correto equilíbrio energético (Cavaleri *et al.*, 2018, 2019). Essa estratégia, comumente denominada "solução de engenharia", corrige discrepâncias entre o campo de vento induzido e o termo de *whitecapping*. Contudo, a intensidade resultante do *whitecapping* pode não refletir as condições reais do mundo, tornando essa abordagem fisicamente imprecisa. Mesmo assim, ela demonstra eficácia na geração de simulações realistas de ondas (Wu *et al.*, 2021).

Portanto, casos considerando quatro formulações para *whitecapping* presentes no modelo SWAN foram executados. Estas formulações são executadas pelos comandos: "WCAP KOM" (padrão); "WCAP JANS"; "WCAP LHIG"; e "WCAP AB". Os casos foram escolhidos analisando a Figura 31 e de acordo com utilização verificada na literatura de referências deste trabalho.

Figura 31 – Gráficos de $H_s \times \text{Dados}$ para todos os casos, caso “KOM” (padrão), caso “JANS”, caso “LHIG” e caso “AB”, respectivamente





Fonte: elaboração do próprio autor.

A formulação Janssen (“WCAP JANS”) apresenta um melhor ajuste e resultados estatísticos (Tabela 6) em relação a índice de performance e de dispersão, ainda que o manual recomende a utilização da formulação de Komen. Os casos “WCAP JANS” e “WCAP AB” apresentam resultados de *ID* e *IP* melhores que a formulação padrão e podem representar melhor os fenômenos, todavia carece de maiores aprofundamentos. A formulação “LHIG” apresenta bons resultados estatísticos no geral, todavia o índice de dispersão é muito elevado ($ID = 1,21$) e dessa forma não se adequa a propositura.

Tabela 6 – Dados estatísticos para as formulações de *whitecapping*

Dados	WCAP KOM	WCAP JANS	WCAP LHIG	WCAP AB
<i>Hs</i> (sensor pressão)	0,0 a 0,39 m	0,0 a 0,39 m	0,0 a 0,39 m	0,0 a 0,39 m
<i>Hs</i> (SWAN)	0,0 a 0,71 m	0,0 a 0,63 m	0,0 a 0,54 m	0,0 a 0,59 m
<i>RMSE</i>	0,08 m	0,06 m	0,12 m	0,06 m
<i>Bias</i>	0,04 m	0,01 m	0,09 m	0,02 m
<i>Hs</i> médio sensor de pressão	0,10 m	0,10 m	0,10 m	0,10 m
<i>Hs</i> médio SWAN	0,14 m	0,12 m	0,19 m	0,12 m
<i>ID</i>	0,76	0,62	1,21	0,62
<i>IC</i>	0,82	0,87	0,67	0,86
<i>R</i>	0,81	0,81	0,78	0,81
$IP = IC \times R$	0,67	0,70	0,52	0,70

Fonte: elaboração do próprio autor.

Nota: *Hs*: altura significativa de onda; *RMSE*: erro quadrático médio; *ID*: índice de dispersão; *IC*: índice de concordância; *R*: coeficiente de correlação de Pearson; *IP*: índice de performance.

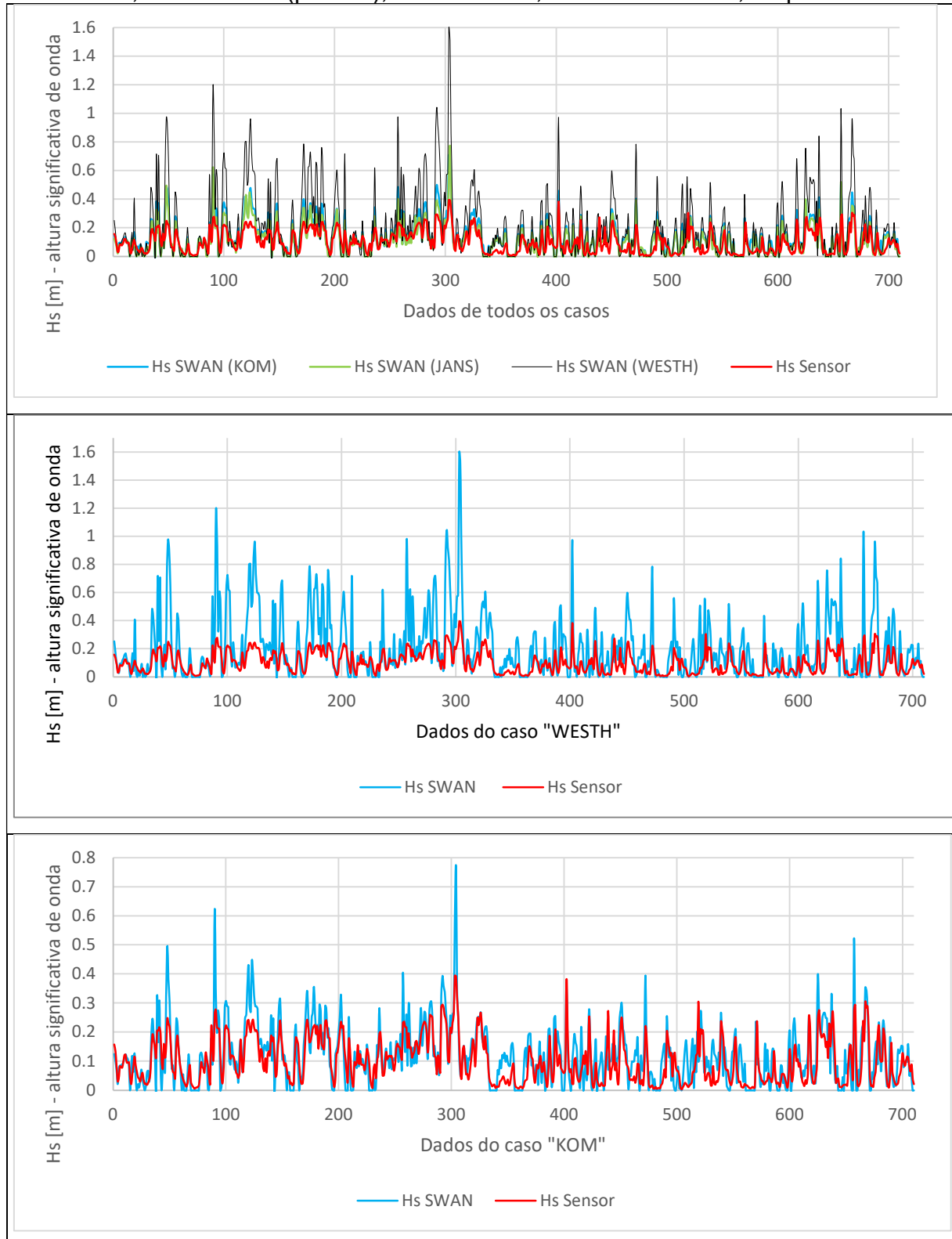
4.2.5 Análise de formulações de geração e propagação de ondas no modelo SWAN

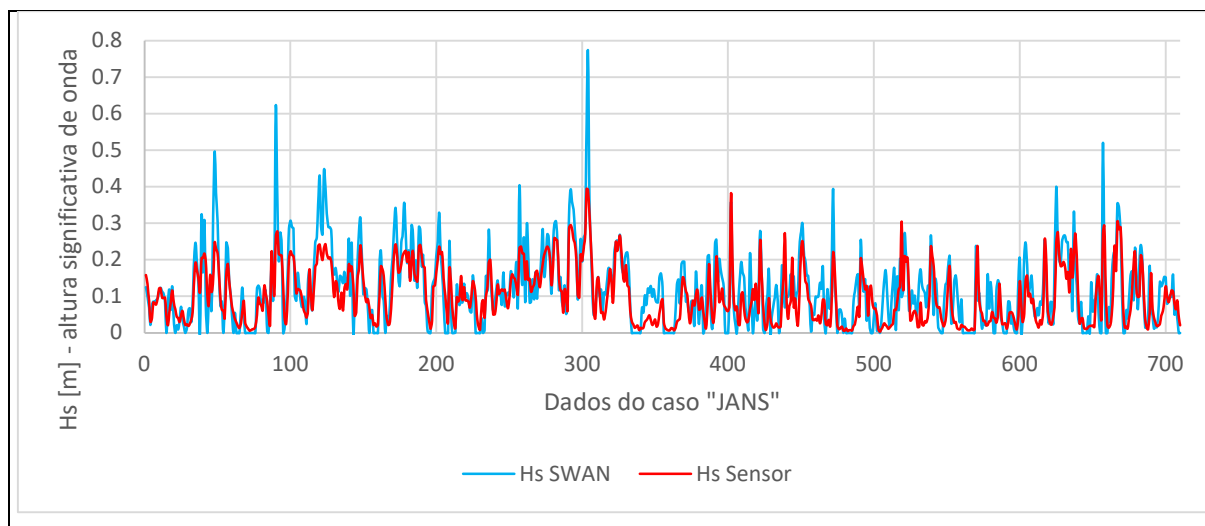
Durante o desenvolvimento deste trabalho o modelo SWAN recebeu atualizações e a versão 41.45 está disponível. Esta versão traz como recomendação que seja utilizada a formulação de Westhuysen para modelo de terceira geração (comando “GEN3 WESTH”), enquanto a versão 41.31 recomenda a formulação de Komen (comando “GEN3 KOM”).

O manual da versão 41.45 do modelo SWAN afirma que a nova recomendação apresenta resultados mais precisos considerando trabalhos mais atuais. Desse modo, verifica-se o resultado desta alteração e de mais um caso de interesse, utilizando a

formulação de Janssen (comando “GEN3 JANS”), para o caso de Ilha Solteira(Figura 32 e Tabela 7).

Figura 32 – Gráficos de $H_s \times \text{Dados}$ para todos os casos com exceção do caso “WESTH”, caso “KOM” (padrão), caso “JANS”, e caso “WESTH”, respectivamente





Fonte: elaboração do próprio autor.

Tabela 7 – Dados estatísticos para as formulações dos modelos de terceira geração (GEN3)

Dados	GEN3 KOM	GEN3 JANS	GEN3 WESTH
<i>Hs</i> (sensor pressão)	0,0 a 0,39 m	0,0 a 0,39 m	0,0 a 0,39 m
<i>Hs</i> (SWAN)	0,0 a 0,71 m	0,0 a 0,77 m	0,0 a 1,59 m
<i>RMSE</i>	0,08 m	0,06 m	0,20 m
<i>Bias</i>	0,04 m	0,02 m	0,11 m
<i>Hs</i> médio sensor de pressão	0,10 m	0,10 m	0,10 m
<i>Hs</i> médio SWAN	0,14 m	0,12 m	0,21 m
<i>ID</i>	0,76	0,64	2,01
<i>IC</i>	0,82	0,86	0,58
<i>R</i>	0,81	0,79	0,81
$IP = IC \times R$	0,67	0,68	0,47

Fonte: elaboração do próprio autor.

Nota: *Hs*: altura significativa de onda; *RMSE*: erro quadrático médio; *ID*: índice de dispersão; *IC*: índice de concordância; *R*: coeficiente de correlação de Pearson; *IP*: índice de performance.

A utilização da formulação de Westhuysen gerou resultados ainda mais superestimados em relação aos dados experimentais e não é indicada para nossa zona de estudo. Analisando a formulação de Janssen em relação a de Komen, (padrão) observa-se que os índices estatísticos são melhores no caso “GEN3 JANS”. Deste modo, recomenda-se a utilização da formulação de Janssen para o caso de Ilha Solteira.

Em suma, a utilização das formulações de Janssen para geração de ondas e *whitecapping*, aliada a formulação padrão (“FIT”) para campo de vento no modelo

SWAN versão 41.31, apresenta a melhor modelagem utilizando coeficientes e formulações padrões.

A fim de melhorar a calibração do modelo SWAN para o caso do reservatório de Ilha Solteira é necessário realizar a calibração dos diversos parâmetros intrínsecos na modelagem de geração e propagação de ondas geradas por ventos.

Realizar esta tarefa de modo determinístico parece ser quase improvável, o que torna imperativo a utilização das ferramentas probabilísticas a fim de verificar quais são os parâmetros mais relevantes no fenômeno e, posteriormente, efetuar a calibração. Outrossim, a vertente probabilística auxiliará o melhor entendimento das variáveis físicas e poderá nortear novas campanhas em campo.

4.2.6 Análise dos resultados de direções média, de pico e períodos médio e de pico na propagação de ondas

Dada a indisponibilidade de dados de campo acerca de período e direção das ondas na célula de estudo, procede-se análise dos resultados numéricos para a malha de 1000 m com 710 dados de ventos em médias horárias obtidos para o mês de janeiro de 2011.

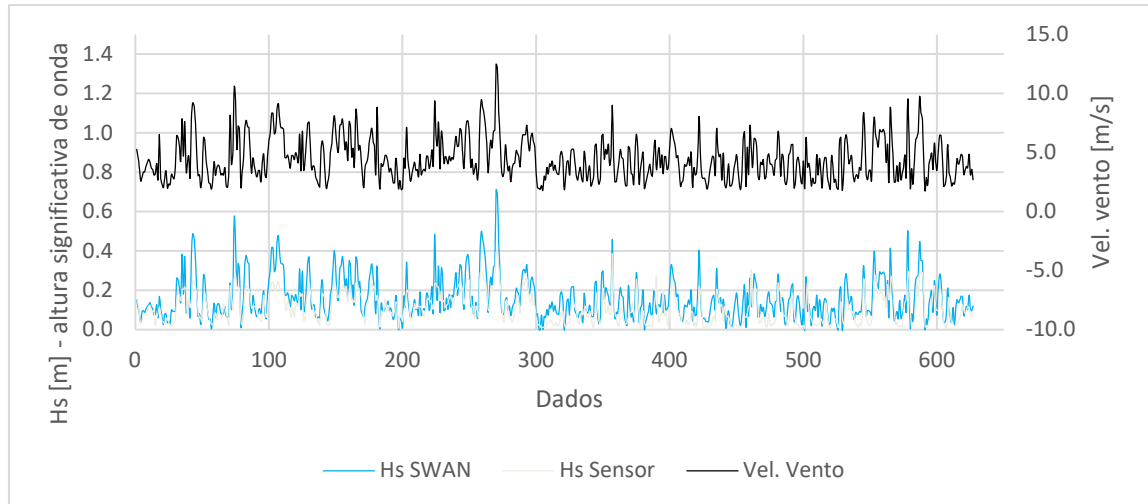
O modelo SWAN foi executado em modo estacionário com frequência variando de 0,04 a 1,00 Hz dividido em 144 intervalos. O modelo foi empregado na sua versão padrão e adotando coeficiente de atrito de fundo de JONSWAP (C_b) igual a 0,067. Os resultados apresentados foram filtrados para exclusão de inconsistências nas simulações que fornecem 627 resultados, com um aproveitamento de 88% em relação aos dados de entrada.

A fim de demonstrar a boa concordância que o modelo apresenta, plota-se o gráfico de *Dados $\times$ Hs $\times$ Vel. vento* (Figura 33). Na Figura 34 tem-se a porcentagem de ocorrência dos dados de direção do vento em cada direção de propagação de onda (16 intervalos) para o conjunto de dados, onde observa-se que as faixas da ordem de 45° (NE) e 315° (NO) apresentam as maiores ocorrência.

A direção NE apresenta-se como reinante nos dados simulados, assim como fora observado nos dados de campo discutidos anteriormente. Já para a direção NO tem-se a hipótese que sua alta ocorrência seja devido a geometria do lago e reflexão das ondas no ponto em análise, que é a estação de monitoramento relativamente

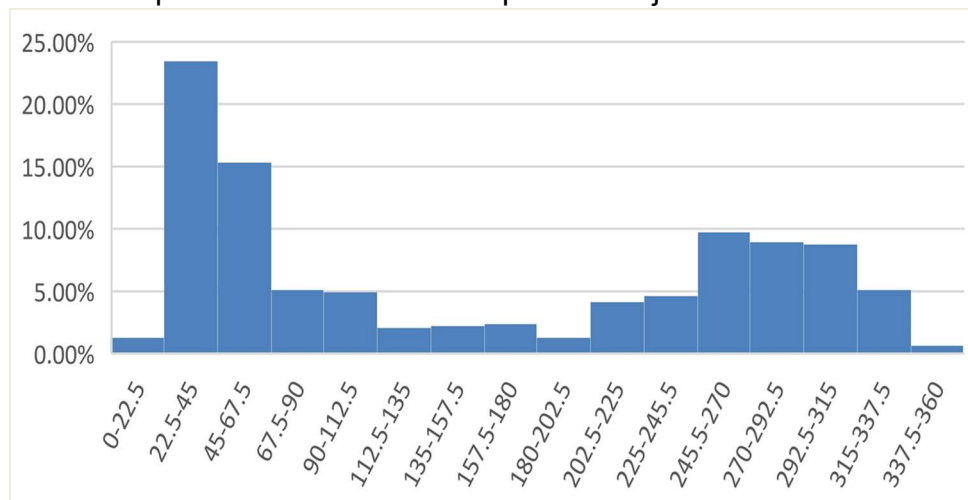
próxima a margem. O mesmo fenômeno é observado quando se analisa a direção de pico (Figura 35).

Figura 33 – Gráfico de H_s em função da velocidade do vento para o conjunto de dados



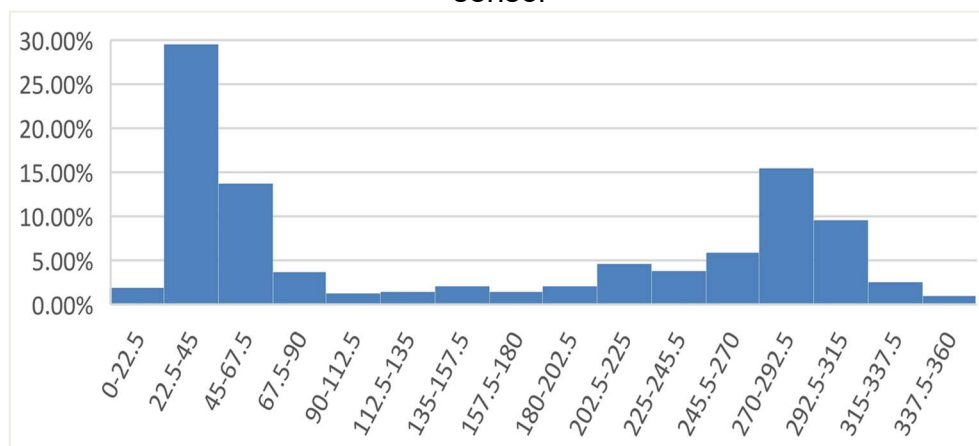
Fonte: elaboração do próprio autor.

Figura 34 – Gráfico de porcentagem de ocorrência de direção média de propagação de ondas dispostos em 16 intervalos para o conjunto de dados do sensor



Fonte: elaboração do próprio autor.

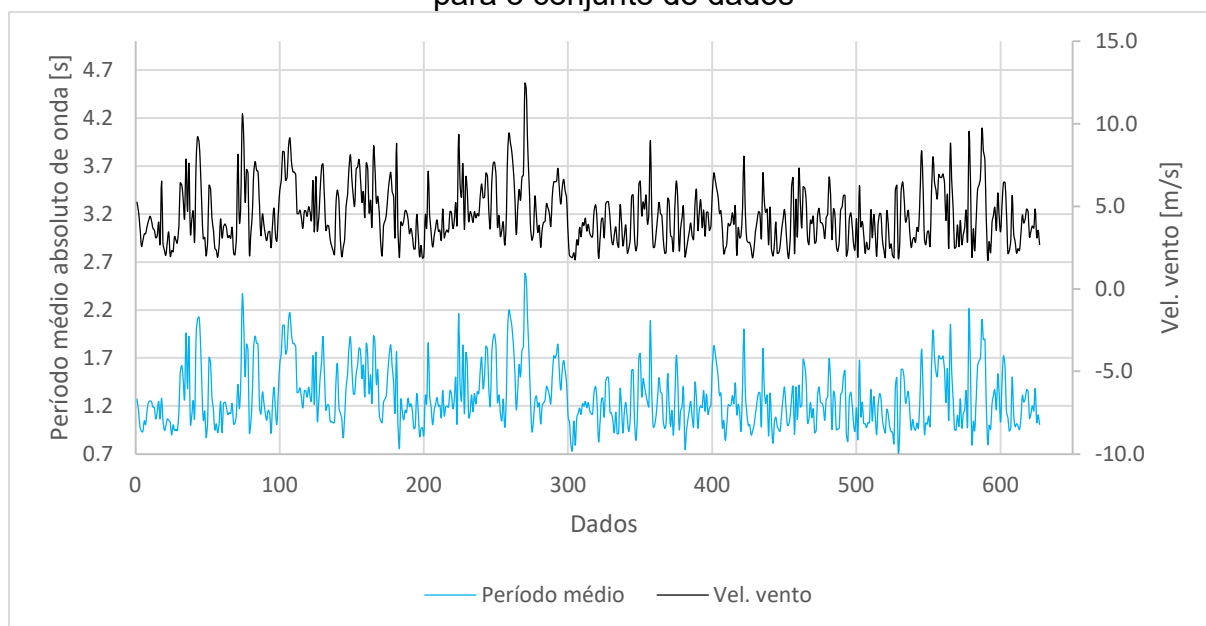
Figura 35 – Gráfico de porcentagem de ocorrência de direção de pico de propagação de ondas dispostos em 16 intervalos para o conjunto de dados do sensor



Fonte: elaboração do próprio autor.

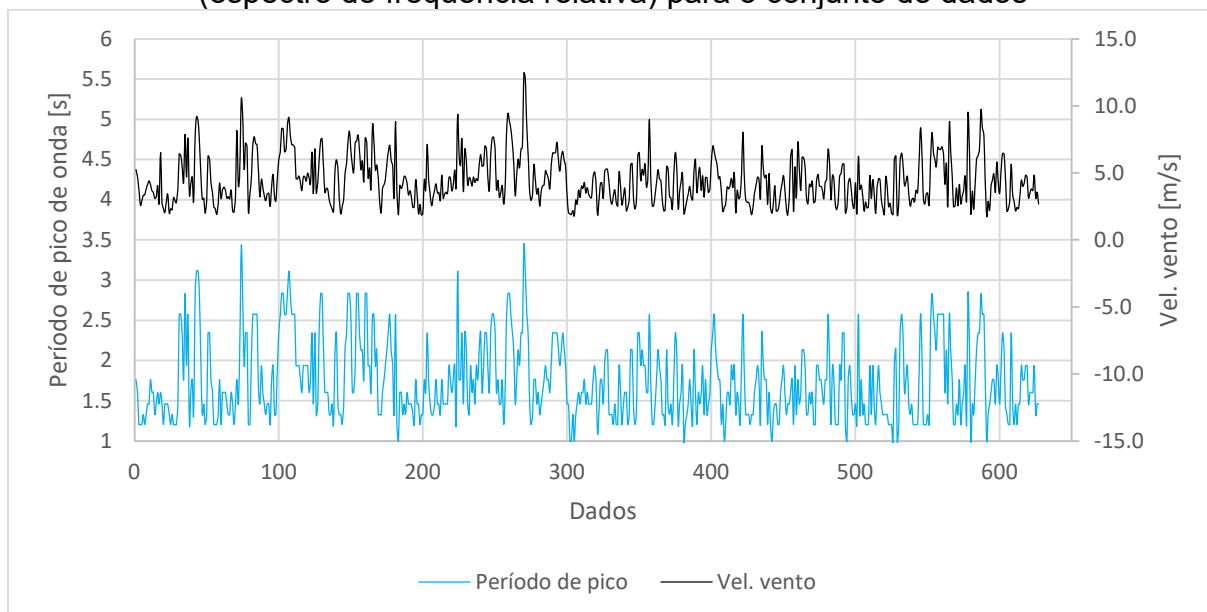
Voltando-se as análises dos períodos médio absoluto e de pico do espectro de densidade de variância (espectro de frequência relativa), observa-se a boa concordância destes em relação aos dados de vento (Figura 36 e Figura 37). Para o conjunto de dados os períodos médio absoluto e de pico são 1,3 s e 1,7 s, respectivamente. Isto denota o bom desempenho do modelo para o caso de estudo e está em conformidade com as estimativas do Projeto ONDISA.

Figura 36 – Gráfico de período médio absoluto de propagação de ondas dispostos para o conjunto de dados



Fonte: elaboração do próprio autor.

Figura 37 – Gráfico de período de pico do espectro de densidade de variância (espectro de frequência relativa) para o conjunto de dados



Fonte: elaboração do próprio autor.

Desse modo, verifica-se que os resultados numéricos de direção e período de propagação de ondas estão de acordo com a física do problema e podem ser utilizados para estimativas iniciais de anteprojetos na região.

4.3 QUANTIFICAÇÃO DE INCERTEZAS NO MODELO SWAN

Nesta fase, são abordadas as etapas referentes à vertente probabilística da Tese, iniciando-se com a seleção das variáveis consideradas aleatórias. Posteriormente, são determinados os limites inferior e superior, estabelecidas as distribuições de probabilidade de entropia máxima para a geração do conjunto amostral de variáveis aleatórias. O processo inclui a análise de convergência para a determinação do tamanho amostral, seguido pela criação e validação dos Polinômios em Expansão Caos Espacial (PCE no inglês) desenvolvidos.

Destaca-se também a avaliação da influência do grau polinomial dos PCEs nos resultados de validação e nos índices de Sobol. Ademais, são aplicadas técnicas como a abordagem 80/20 e o método *bootstrap* para validar o PCE selecionado, culminando na determinação dos índices de Sobol para o caso estudado. Por fim, realiza-se a elaboração de mapas de contorno para as variáveis H_s (altura significativa de onda) e período de ondas, proporcionando análises aprofundadas.

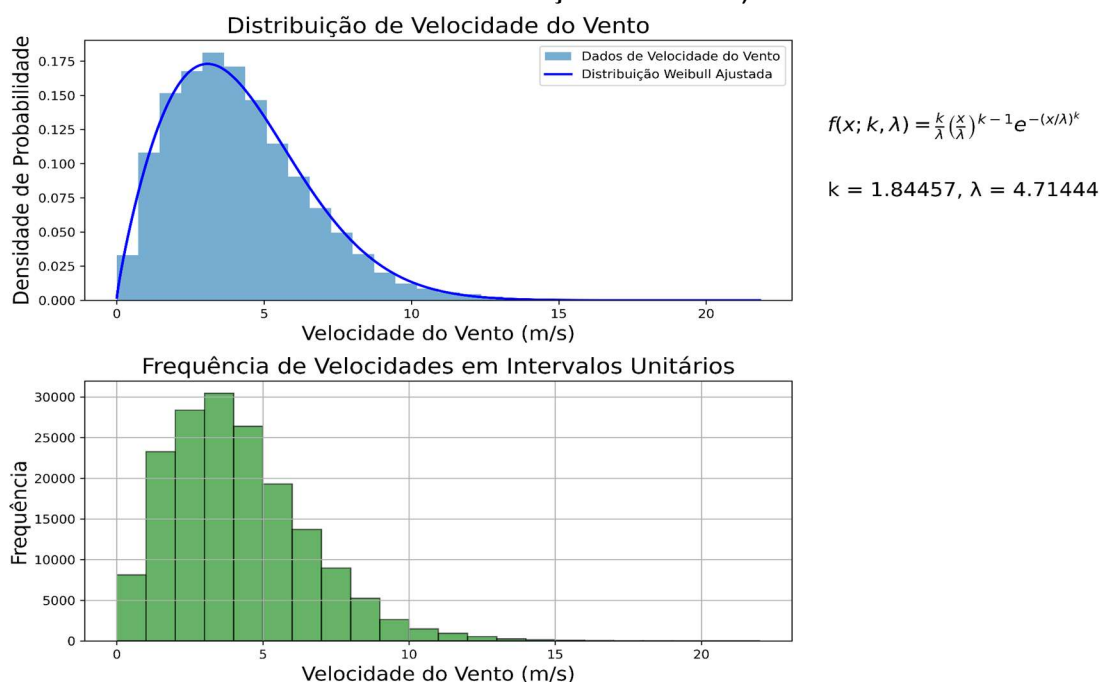
4.3.1 Geração de variáveis aleatórias (suporte e distribuição)

O caso de estudo consiste na análise de cinco variáveis aleatórias escolhidas devido à alta recorrência de menções de relevância destas em pesquisas envolvendo calibração do modelo SWAN. Desse modo, utiliza-se a velocidade (*vel*) e direção (*dir*) do vento, o coeficiente de atrito de fundo de JONSWAP (C_b), índice de quebra induzida de onda ($\gamma = \gamma_b = Hs/d$, onde d é profundidade local) e coeficiente de *whitecapping* da formulação padrão (*cdsw*).

As variáveis de entrada, velocidade e direção do vento, foram extraídas do banco de dados do Projeto ONDISA, abrangendo o período de outubro de 2010 a março de 2011. Nesse contexto, procedeu-se à análise da distribuição de probabilidade de máxima entropia mais apropriada para os dados de campo, empregando a linguagem de programação Python.

Constatou-se que a direção do vento se ajusta à distribuição uniforme, enquanto a velocidade do vento se adequa à distribuição de Weibull, conforme evidenciado na (Figura 38). Este processo de ajuste distribucional é crucial para as etapas subsequentes da modelagem probabilística.

Figura 38 – Gráficos de distribuição de probabilidade e frequência para velocidade do vento utilizando dados de campo de outubro de 2010 a março de 2011 (base de dados do Projeto ONDISA)



Fonte: elaboração do próprio autor.

Nota: k é o fator de forma e λ é o fator de escala da distribuição de probabilidade de Weibull.

Ao lidar com um conjunto limitado de dados de campo, é fundamental reconhecer a incerteza inerente à estimativa da distribuição das velocidades do vento. Nossa base de dados, composta por observações restritas, nos coloca diante de um cenário no qual a distribuição subjacente das velocidades do vento não é plenamente conhecida. Nesse contexto, o princípio da máxima entropia nos orienta a selecionar a distribuição que maximize a incerteza, de forma a adotarmos uma abordagem conservadora frente à nossa falta de detalhes precisos sobre o sistema.

Além disso, ao impormos restrições sobre os momentos da distribuição de probabilidade, como média e variância, podemos contextualizar os dados de campo disponíveis. A distribuição de Weibull se destaca por ser reconhecida como a distribuição de máxima entropia entre todas as distribuições com média e variância fixas, sob determinadas condições. Dessa forma, ao considerarmos os momentos observados em nossa base de dados, a escolha da distribuição de Weibull se justifica pela sua capacidade de equilibrar a representação fiel dos dados com a maximização da incerteza.

Outra característica altamente relevante ao lidar com dados de velocidade do vento é a generalidade da distribuição de Weibull, que pode variar consideravelmente em diferentes contextos geográficos e climáticos. A distribuição de Weibull oferece uma ampla flexibilidade em termos de forma e parâmetros, permitindo uma adequação precisa aos dados observados em nossa base de campo. Essa adaptabilidade torna a distribuição de Weibull uma escolha versátil e robusta para modelar os dados de velocidade do vento em diferentes cenários.

As demais variáveis foram consideradas com distribuição uniforme devido à indisponibilidade de dados de campo. Dessa forma, procede-se a verificação na literatura acerca dos valores máximos e mínimos a serem utilizados como suportes. A exceção foi o coeficiente de *whitecapping*, que fora considerada uma variação de 10% em torno do valor padrão (Nikishova *et al.*, 2017). A Tabela 8 apresenta os valores de suporte de todas as variáveis. A fim de garantir a replicabilidade deste estudo foi utilizado “seed = 1102”.

Tabela 8 – Suportes das variáveis aleatórias consideradas

VARIÁVEL	MÍNIMO	MÁXIMO
Vel. Vento	0,1 m.s ⁻¹	22,0 m.s ⁻¹
Dir. Vento	0,0°	359,99°
Coef. Atrito	0,029	0,067
Índice de quebra (γ_b)	0,3	0,8
Coef. <i>whitecapping</i>	$2,124 \times 10^{-5}$	$2,596 \times 10^{-5}$

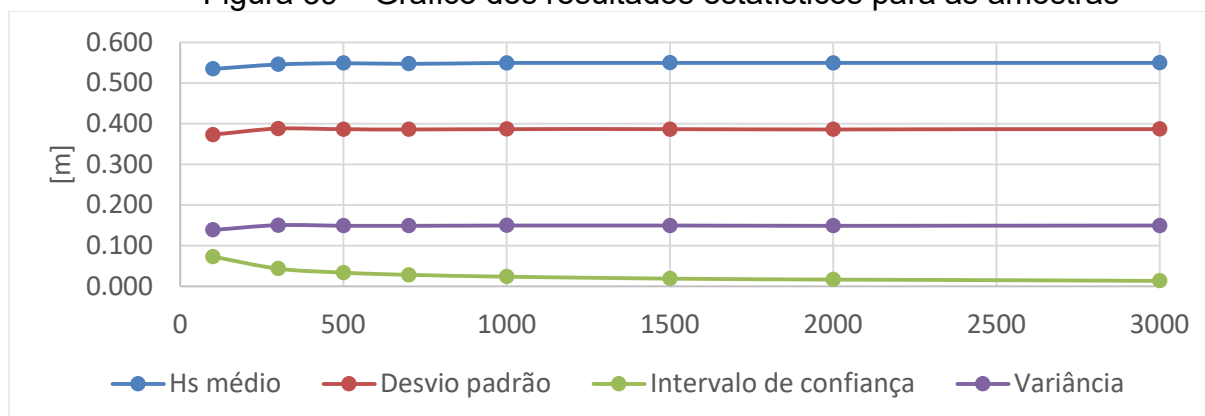
Fonte: elaboração do próprio autor.

Foram geradas amostras de 100, 300, 500, 700, 1000, 1500, 2000 e 3000 dados, criados e executados os arquivos de entrada no modelo SWAN de modo análogo ao executado na vertente determinística para se obter os resultados de altura significativa de onda (H_s).

4.3.2 Análise de convergência para determinação do tamanho amostral

Nesta etapa procedeu-se a análise estatística considerando H_s médio, desvio padrão, intervalo de confiança e variância nos resultados de cada amostra em relação à H_s (Figura 39).

Figura 39 – Gráfico dos resultados estatísticos para as amostras



Fonte: elaboração do próprio autor.

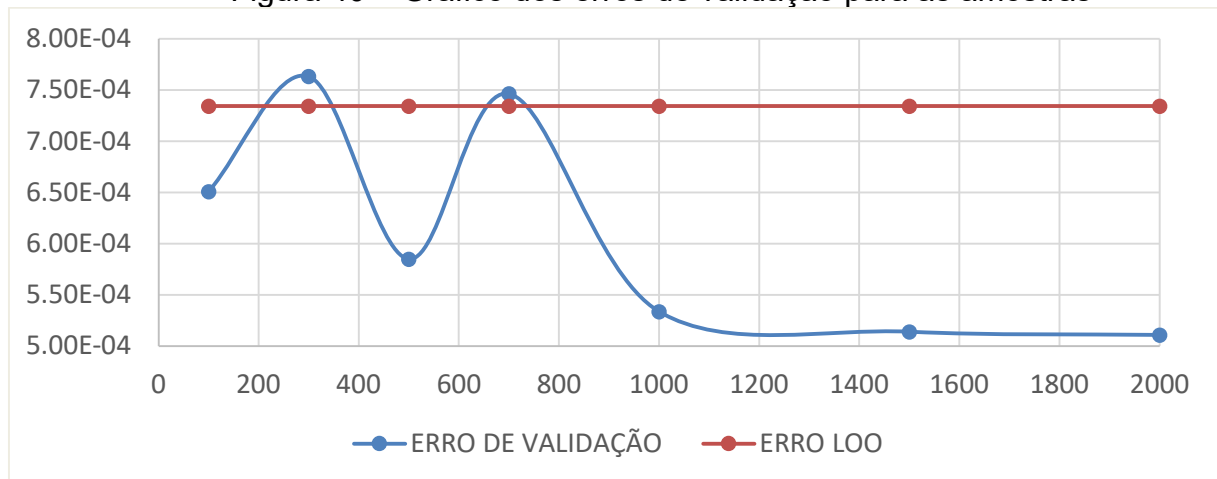
Verifica-se na Figura 39 que a partir da amostra com 1500 dados há estabilização dos resultados, sugerindo que 1500 dados seriam o suficiente para se proceder as análises probabilísticas, criação do metamodelo PCE e sua validação.

4.3.3 Análise da influência do grau polinomial nos erros de validação do Polynomial Chaos Expansion (PCE)

Utilizando a biblioteca UQLab no software MATLAB é possível criar e analisar PCEs, que foram simulados até o grau polinomial 20. Aplicando a técnica "leave-one-out" (LOO) na criação e treinamento dos PCEs, observou-se a estabilização a partir da amostra de 1500 dados (

Figura 40). Nesta etapa, foi realizado o treinamento com uma amostra de 3000 dados e a validação com amostras de 2000, 1500, 1000, 700 e 500 dados.

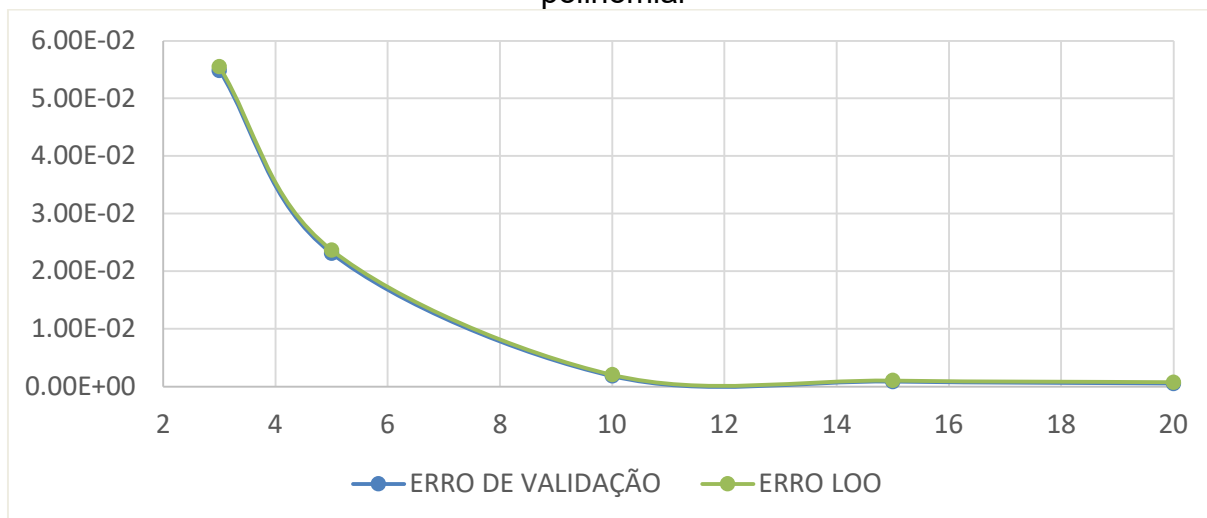
Figura 40 – Gráfico dos erros de validação para as amostras



Fonte: elaboração do próprio autor.

Outra métrica a ser avaliada é a influência do grau polinomial nos resultados de erros de validação e "LOO". Foram analisados polinômios de grau 3, 5, 10, 15 e 20 e verifica-se a estabilização dos resultados a partir do polinômio de grau 10 (Figura 41). Isto indica que o grau polinomial mais eficiente em termos computacionais pode estar nesta ordem.

Figura 41 – Gráfico dos erros de validação para as amostras em função do grau polinomial

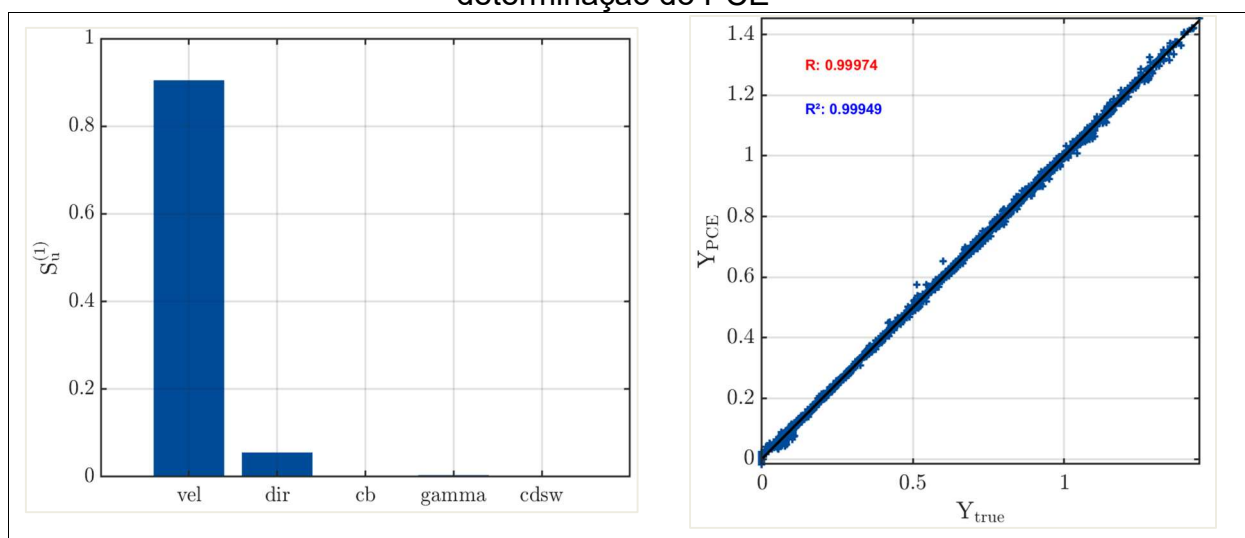


Fonte: elaboração do próprio autor.

4.3.4 Índices de Sobol para PCE com 3000 dados validado com amostra de 2000 dados

Considerando o PCE de grau 20 criado com 3000 dados e validado com 2000 dados procede-se a análise dos índices de Sobol de primeira ordem para as variáveis em questão, bem como a verificação dos coeficientes de correlação (R) e determinação (R^2) (Figura 42). Para os PCE de grau 10 e 15 os resultados são semelhantes.

Figura 42 – Índices de Sobol de 1ª ordem e coeficientes de correção e determinação do PCE



Fonte: elaboração do próprio autor.

Observa-se o excelente treinamento e validação na Figura 42, onde também se verifica que a variável velocidade detém cerca de 93% de influência nos resultados, seguida da direção. As demais variáveis têm influência inexpressiva para este caso de estudo.

Estes resultados estão de acordo com a literatura (Nikishova *et al.*, 2017), que aponta os dados de vento (velocidade e direção) como as principais variáveis na modelagem e sua sensibilidade na calibração do modelo para casos reais em campo, como visto na vertente determinística.

4.3.5 Validação do PCE com 3000 mil dados utilizando método 80/20 em conjunto com a técnica *bootstrap*

Considerando o tamanho amostral de 3000 dados executa-se outras técnicas de validação de PCE. Neste estudo aplica-se a técnica 80/20 em conjunto com a técnica *bootstrap* utilizando-se PCE de grau 8 e considerando as 5 variáveis aleatórias, resultando em 1287 coeficientes polinomiais.

O *bootstrap* é uma técnica de reamostragem que permite avaliar a distribuição de estatísticas de interesse (como média, variância, erro) a partir de uma amostra de dados, sem a necessidade de assumir uma distribuição específica para os dados. Na aplicação desta técnica, é possível gerar índices aleatórios para criar uma amostra *bootstrap* a partir dos dados de treinamento e, selecionar índices aleatórios com reposição, criando uma amostra de treinamento em cada iteração.

Um novo modelo de PCE é criado com base na amostra *bootstrap*. Isso permite criar vários modelos a partir de diferentes conjuntos de treinamento e validá-los a partir de métricas estatísticas.

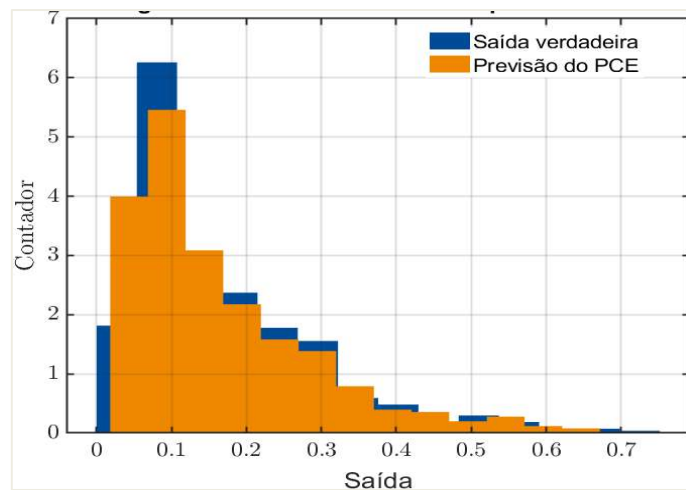
A técnica de *bootstrap* é usada para avaliar a variabilidade do desempenho do modelo estatístico com base em diferentes conjuntos de treinamento. É uma abordagem útil para entender como o modelo se comporta em diferentes amostras de dados e pode fornecer informações valiosas sobre a robustez do modelo estatístico.

O valor apropriado de iterações *bootstrap* depende da aplicação e pode exigir experimentação para determinar a quantidade adequada de amostras *bootstrap*. Um valor comum é 1000 (utilizado nesta pesquisa), mas valores menores ou maiores podem ser apropriados em diferentes cenários. Realizada a simulação e validação,

obtém-se erro médio de bootstrap de 0,0767 e erro médio de validação final de 0,0707, que denotam o bom comportamento desta modelagem.

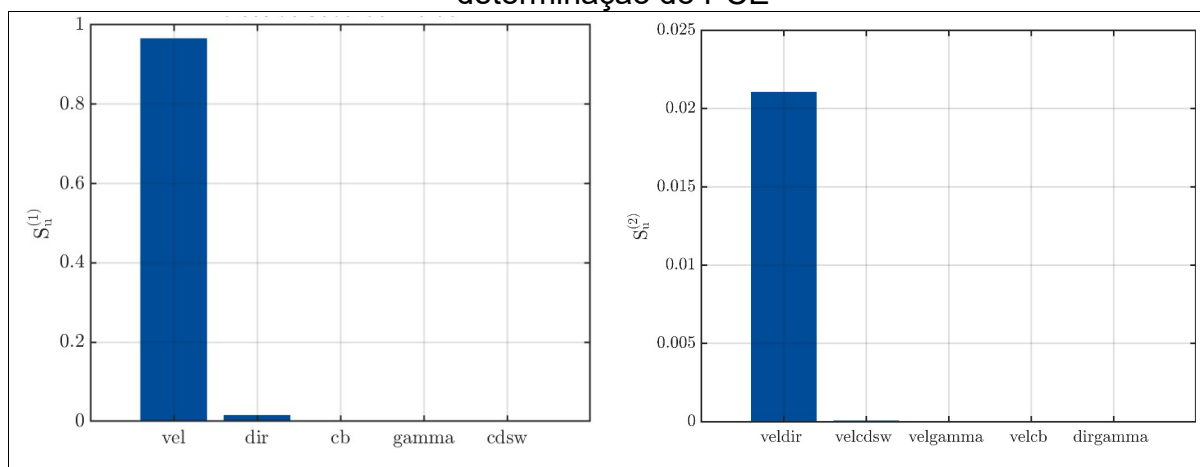
A primeira verificação a ser executada é referente ao histograma contendo as saídas verdadeira do modelo e as previsões do PCE (Figura 43), onde verifica-se o bom comportamento e replicação do PCE. Outros pontos de interesse são a verificação dos índices de Sobol de 1ª e 2ª ordem (Figura 44) e os coeficientes de correlação e determinação (Figura 45) entre estes valores, que apresentam excelente comportamento.

Figura 43 – Histograma de saída verdadeira vs. previsão de PCE



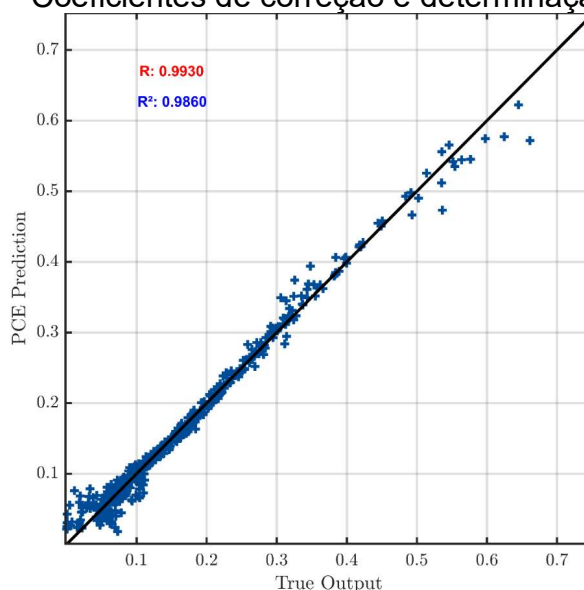
Fonte: elaboração do próprio autor.

Figura 44 – Índices de Sobol de 1ª e 2ª ordem e coeficientes de correção e determinação do PCE



Fonte: elaboração do próprio autor.

Figura 45 – Coeficientes de correção e determinação do PCE.



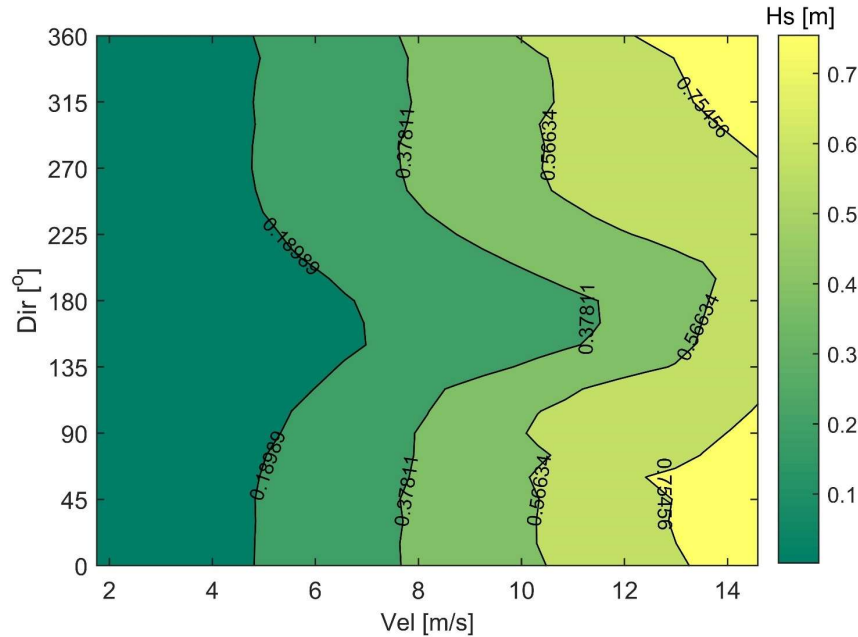
Fonte: elaboração do próprio autor.

Comparando esta análise (Figura 44 e Figura 45) à análise anterior (Figura 42), observa-se um aumento na influência da velocidade do vento, passando de 93% para 97%, seguido por uma redução na influência da direção do vento. Novamente verifica-se que os dados de vento são as principais variáveis e o modelo SWAN é extremamente sensível a estes dados.

4.3.6 Mapas de contorno para H_s e Período de onda (T_{m01})

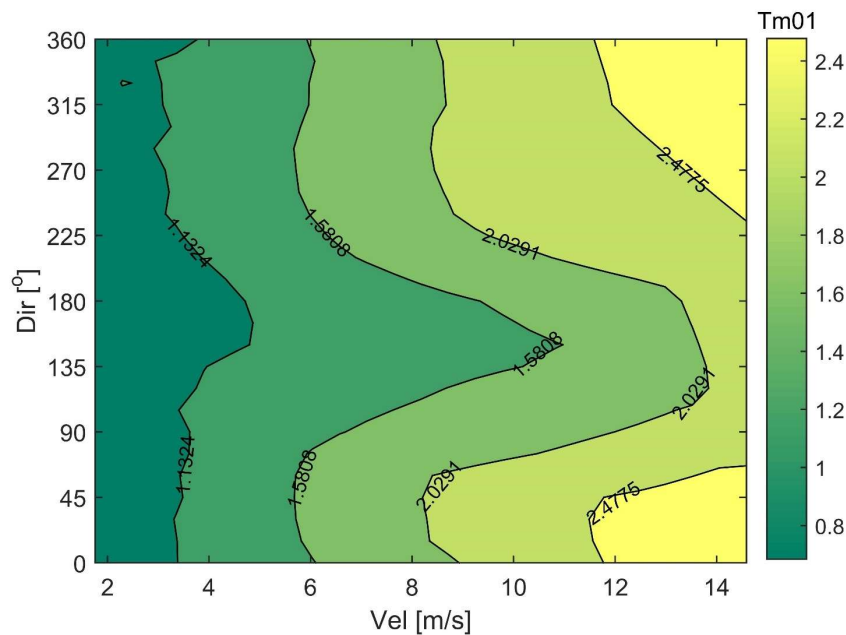
Nesta seção são apresentados mapas de contorno da altura significativa e período de onda, em função das duas variáveis de maior peso na geração de ondas: velocidade e direção do vento, conforme apresentados nas Figuras 46 e 47. Esses mapas podem fornecer informações relevantes sobre a interação entre o vento e a superfície da água, fornecendo uma visão abrangente das condições hidrodinâmicas da área de estudo.

Figura 46 – Mapa de contorno de dados de vento em relação a H_s



Fonte: elaboração do próprio autor.

Figura 47 – Mapa de contorno de dados de vento em relação ao período médio de onda [s]



Fonte: elaboração do próprio autor.

Analisando os mapas de contorno (Figura 46 e 47) verifica-se que as direções de maiores altura significativa de ondas e períodos médios com menores velocidades são as direções de maior ocorrência nos dados de campo (Figura 34 e 35). Dessa forma, valida-se a metamodelagem em PCE, que representa a física dos dados de campo.

Na vertente probabilística, confirmamos o conhecimento empírico da importância dos dados de vento e do parâmetro *whitecapping* na modelagem e calibração. Apesar da escassez de dados de campo, os mapas de contorno para altura significativa e período médio de onda foram gerados a partir dos resultados das simulações, fornecendo informações para aplicações práticas em anteprojetos na região, como aqueles voltados à navegação, piscicultura e proteção ambiental. Ressaltamos que os mapas estão de acordo com a física do problema e estimativas anteriores, como as apontadas por Vieira (2013) e demais produções do grupo de pesquisa.

Além disso, a segurança da navegação em áreas costeiras e portuárias depende fortemente do conhecimento das condições hidrodinâmicas. Os mapas de H_s e período médio auxiliam na determinação de navegação segura para embarcações. Isso é fundamental para evitar acidentes e garantir a eficiência da logística.

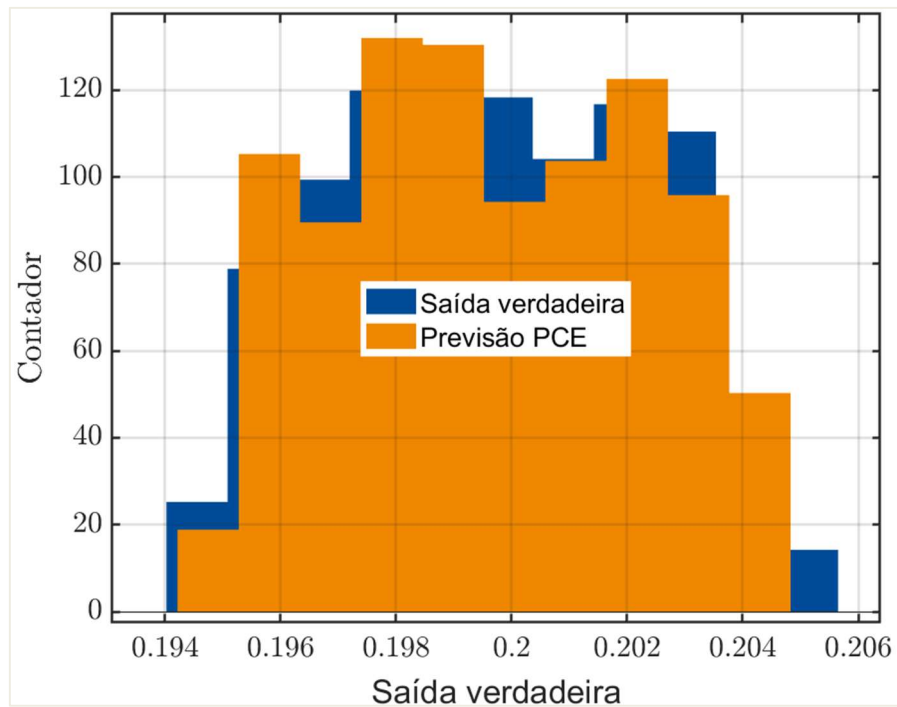
No contexto de reservatórios de barragem, a gestão de riscos é uma preocupação constante. O entendimento das características das ondas é fundamental para avaliar e mitigar riscos associados a ondas excessivamente altas que possam ameaçar a integridade da estrutura da barragem. Por meio desses mapas, é possível correlacionar exposições a ondas extremas e tomar medidas adequadas de proteção.

4.3.7 Criação e validação de PCE com velocidade e direção fixas

O parâmetro *whitecapping* é considerado, na literatura, de grande relevância na calibração do modelo SWAN (Zhang *et al.*, 2023), contudo, nas análises anteriores não se observou influência do coeficiente de *whitecapping* da formulação padrão. A fim de investigar a influência deste parâmetro em relação aos demais considerados, executa-se a simulação com o modelo SWAN para 3000 dados com velocidade constante de 5 m.s^{-1} e direção NE (nordeste = 45°), que são os dados de vento reinante.

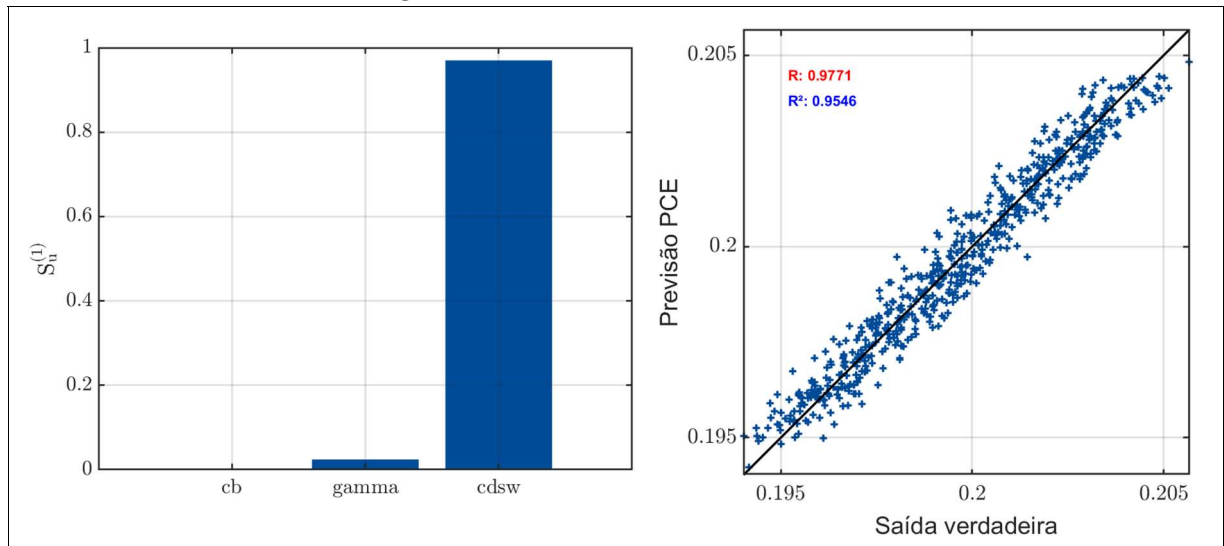
De modo análogo ao executado no subitem 5.3.5, valida-se o PCE comparando os histogramas de valor verdadeiro e previsão do PCE (Figura 48) e verificando o erro médio de validação (0,0028) e o erro médio “bootstrap” (0,0029). Calcula-se os índices de Sobol de 1ª ordem por meio do PCE e os coeficientes de correlação e determinação (Figura 49).

Figura 48 – Histograma de saída verdadeira vs. previsão de PCE com dados de vento constantes



Fonte: elaboração do próprio autor.

Figura 49 – Índices de Sobol de 1ª ordem e coeficientes de correção e determinação do PCE com dados de vento constantes



Fonte: elaboração do próprio autor.

Observa-se que há maior dispersão dos dados e ligeira redução nos coeficientes de correlação e determinação em relação ao caso anterior, contudo com estes coeficientes pode-se afirmar que a modelagem é bem representada pelo PCE.

Neste caso verifica-se que o coeficiente de *whitecapping* da formulação padrão (*cdsw*) tem índice de Sobol de 1ª ordem de 97% enquanto os demais tem pequena magnitude. Pode-se considerar que este resultado é corroborado pela literatura e, de fato, os parâmetros e equações mais relevantes na modelagem hidrodinâmica em recintos fechados, como lagos de barragem, são os dados de vento (velocidade e direção) e a formulação *whitecapping* com seu coeficiente.

4.3.8 Análise estatística, matriz de correlação e equação adimensional

Nesta seção é realizada a análise estatística, elaborada a matriz de correlação de Spearman e obtida uma equação adimensional para o caso de estudo com dados filtrados. Foram filtrados todos os dados que apresentaram alguma inconsistência nos resultados da simulação do modelo SWAN.

Na Tabela 9, são fornecidas as estatísticas descritivas dos dados de entrada e saída das simulações do metamodelo, abrangendo um total de 2515 dados.

Tabela 9 – Descrição estatística dos dados

	Dir[°]	Vel [m/s]	Hs [m]	Tm[s]
Mínimo	0	1,75	0,00	0,77
Máximo	359,81	14,58	0,87	2,87
Média	180,29	4,664	0,165	1,306
	[176,230; 184,350]	[4,581; 4,740]	[0,160; 0,169]	[1,293; 1,318]
Desvio	103,894	2,12	0,120	0,318
padrão	[102,142; 105,784]	[2,04; 2,18]	[0,115; 0,125]	[0,307; 0,328]
Coef. de variação [%]	57,60%	45,40%	73,00%	24,30%

Fonte: elaboração do próprio autor.

Por meio da Tabela 9, pode-se observar que a variável que apresenta maior variabilidade é a altura significativa das ondas (73.00%), enquanto o período médio apresenta a menor variabilidade, com um coeficiente de variação de 24.30%, ou seja, a altura significativa de ondas apresenta maior dispersão em torno da média.

Para verificar se as variáveis estão associadas, foi calculada a matriz de correlação de *Spearman*, conforme apresentada na Tabela 10.

Tabela 10 – Matriz de correlação de *Spearman*

Matriz de correlação de Spearman	Vel [m/s]	Dir[°]	Hs [m]	Tm[s]
Vel [m/s]	1	0,0102	0,9618	0,9276
Dir[°]	0,0102	1	0,0447	0,9617
Hs [m]	0,9618	0,0447	1	
Tm[s]	0,9276	0,0793	0,9617	1
Valores P	Vel [m/s]	Dir[°]	Hs [m]	Tm[s]
Vel [m/s]	1	0,6100	$P \rightarrow 0$	$P \rightarrow 0$
Dir[°]	0,6100	1	0,0248	6,7454e-05
Hs [m]	$P \rightarrow 0$	0,0248	1	$P \rightarrow 0$
Tm[s]	$P \rightarrow 0$	6,7454e-05	$P \rightarrow 0$	1

Fonte: elaboração do próprio autor.

Por meio da matriz (Tabela 10), observa-se que a correlação entre a velocidade do vento e a altura significativa das ondas é alta ($R = 0,9618$), indicando que o aumento da velocidade do vento está associado a um aumento na altura significativa das ondas. Além disso, há uma forte correlação entre a velocidade do vento e o período médio das ondas ($R = 0,9276$), bem como entre a altura significativa das ondas e o período médio ($R = 0,9618$).

É importante notar que todas as correlações observadas são estatisticamente significativas ($p \rightarrow 0$). No entanto, não é possível inferir uma relação direta entre a direção do vento e as demais variáveis com base na matriz de correlação. Isto pode ser devido a distribuição de probabilidade uniforme utilizada na geração da variável. Há a hipótese de se obter correlação utilizando o conjunto de pista e direção em relação a altura significativa de onda, porém a variável pista não foi avaliada neste trabalho.

Tais resultados corroboram o que fora observado quando da análise dos índices de Sobol e esta análise complementa e demonstra que os resultados obtidos estão de acordo com a física do problema e literatura.

Por fim, foi realizada uma regressão multivariada das variáveis adimensionais de velocidade do vento, período e altura significativa da onda. O modelo é determinado com índice de confiança de 95% (Equação 27).

$$Hs^*(Tm^*, V^*) = p_0 + p_1 Tm^* + p_2 V^* + p_3 (Tm^*)^2 + p_4 (Tm^*)(V^*) \quad (27)$$

Onde: $Hs^* = \frac{Hs}{Hs_{mean}}$, $Tm^* = \frac{Tm}{Tm_{mean}}$, $V^* = \frac{Vel}{Vel_{mean}}$, Hs_{mean} é a altura significativa média, Tm_{mean} é a média dos períodos, Vel_{mean} é a velocidade média do vento e p_1, p_2, p_3, p_4 são coeficientes constantes. Na Tabela 11 são apresentados os coeficientes e os índices estatísticos do modelo de regressão e na

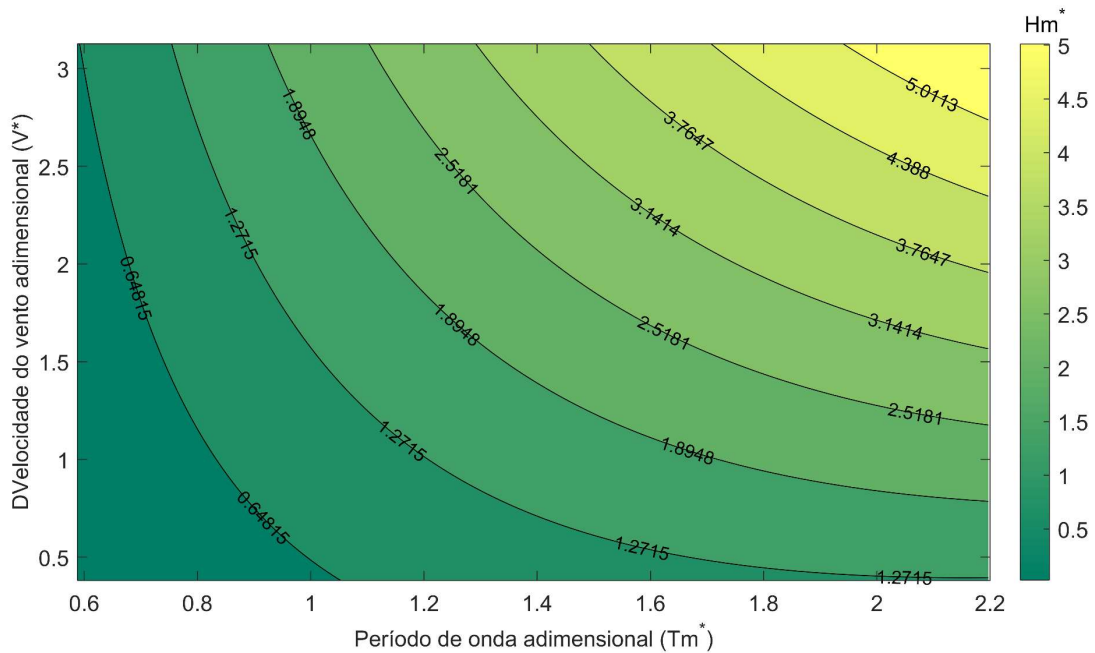
Figura 50 são apresentadas as curvas de contorno da Equação 27.

Tabela 11 – Dados estatísticos do modelo de regressão multivariada

Coeficiente de determinação (R^2)	Erro médio quadrático ($RMSE$)
0,9732	0,1194
Coeficientes do modelo de regressão	Intervalos de confiança e p_{valores}
$p_0: -0,9674$	$[-1,0842; -0,8506], p_{\text{valor}} \rightarrow 0$
$p_1: 1,8434$	$[1,5227; 2,1641], p_{\text{valor}} \rightarrow 0$
$p_2: -0,28165$	$[-0,40589; -0,15742], p_{\text{valor}}: 9,1465\text{e-}06$
$p_3: -0,5060$	$[-0,7013; -0,3107], p_{\text{valor}}: 4,0244\text{e-}07$
$p_4: 0,8551$	$[0,7458; 0,96438], p_{\text{valor}} \rightarrow 0$

Fonte: elaboração do próprio autor.

Figura 50 – Curvas de contorno de $H_s^*(Tm^*, V^*)$.



Fonte: elaboração do próprio autor.

Por meio da Tabela 11, pode-se observar que a regressão multivariada apresenta um ótimo coeficiente de determinação ($R^2 = 0,9732$) e um $RMSE$ relativamente baixo, quando comparado aos valores de H_s^* ($0 < H_s^* < 5,05$). Além disso, os $p_{valores}$ dos coeficientes ajustados demonstram a significância estatística dos resultados, reforçando a precisão do modelo para fazer previsões sobre a altura significativa das ondas.

O domínio de validade do modelo é dado por $0,58 < Tm^* < 2,2$, $0,4 < V^* < 3,1$ e $0 < H_s^* < 5,05$, conforme ilustrado na

Figura 50. Dentro dessas faixas, pode-se inferir com consistência as alturas significativas das ondas. No entanto, é importante ressaltar que a validade do modelo pode ser limitada fora dessa faixa, e deve-se ter cautela ao extrapolá-lo para valores extremos ou além do intervalo observado.

4.4 COMENTÁRIOS ACERCA DOS RESULTADOS

A integração meticulosa de medições em campo, modelagem numérica determinística e metamodelagem na abordagem probabilística compõe uma matriz de elevado impacto no estudo das ondas geradas por ventos em recintos abertos e fechados. Este trabalho não apenas refinou a calibração do modelo SWAN para o caso de Ilha Solteira, mas também investigou minuciosamente a influência dos parâmetros físicos na modelagem, desde águas profundas até águas rasas. Os resultados fornecem orientações valiosas e hipóteses para futuras campanhas de campo, contribuindo significativamente para o avanço nesse campo de pesquisa.

Outrossim, instamos a realização de novas campanhas de campo com uma maior quantidade de estações de monitoramento. Isso possibilitará o mapeamento mais abrangente da dinâmica do reservatório, contribuindo significativamente para a calibração refinada do modelo SWAN no caso de Ilha Solteira.

Por último, salientamos que a metodologia adotada nesta Tese é passível de replicação em outros reservatórios e que o modelo SWAN requer uma análise abrangente de suas diversas opções de modelagem para alcançar uma calibração precisa na zona de estudo.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A análise abrangente dos parâmetros envolvidos na dissipação de energia pelas ondas revelou contribuições valiosas para compreender o comportamento das ondas em diferentes condições. Em baixas velocidades do vento, a variação do coeficiente de atrito de fundo não apresentou relevância, mas a desativação do *whitecapping* resultou em um aumento significativo da altura significativa das ondas. Com velocidades mais altas, o coeficiente de atrito se tornou mais relevante, especialmente próximo à margem.

Observou-se um padrão consistente de redução da H_s com a aproximação da margem. Em situações extremas de tempestades, os resultados mantiveram o padrão esperado, com pequenas diferenças absolutas na H_s . A desativação do parâmetro de quebra de ondas induzida pela profundidade resultou em uma drástica redução na dissipação de energia, levando a maiores valores de H_s próximo à margem. Nos pontos mais distantes da margem, a desativação dos parâmetros de quebra de ondas e difração teve um efeito relevante, mesmo em uma batimetria suave (análise mais detalhada faz-se necessária).

Na vertente determinística, a formulação de Janssen para a geração de ondas e o *whitecapping* demonstraram desempenho superior no caso de Ilha Solteira. A análise estatística revelou resultados aprimorados, marcando um avanço para a zona de estudo, previamente inexplorada. Embora a calibração ideal, com um índice de determinação (R^2) superior a 95%, não tenha sido totalmente alcançada, os progressos significativos obtidos neste estudo são cruciais para o aprimoramento contínuo dessa linha de pesquisa. O parâmetro chave, o *whitecapping*, mencionado por Zhang *et al.* (2023) como crucial, embora explorado, não foi exaustivamente analisado, sugerindo uma direção a ser seguida nas investigações futuras, p.e. avaliar uma gama maior de coeficientes.

Trabalhos recentes, como os de Zhang *et al.* (2023) e Sapiega, Zalewska, Struzik (2023), destacam a importância de determinar a configuração ideal do modelo SWAN para casos específicos. No primeiro, a calibração dos parâmetros físicos (p. e. coeficientes na equação) de geração e dissipação de energia no modelo não apresentou melhorias significativas. Entretanto, os autores exploraram diferentes formulações de geração e dissipação (como Komen e Janssen) para encontrar a

melhor configuração na baía de Bengala, a maior baía do mundo, localizada no nordeste do oceano Índico.

Esses autores propuseram um coeficiente de dissipação por *whitecapping* na equação de Komen, no modelo validado, de $3,25 \times 10^{-5}$, um valor substancialmente diferente do preconizado no manual, $2,36 \times 10^{-5}$. Isso destaca a influência significativa desse coeficiente na calibração em cada zona de estudo.

Já em Sapiega, Zalewska, Struzik (2023), os resultados foram distintos, observando que a formulação física de geração de onda “GEN3 ST6” teve melhor desempenho do que outras formulações para a região sul do mar Báltico, evidenciando a necessidade de avaliação de diferentes modelagens físicas para obtenção de calibração mais fidedigna aos dados de campo.

Ambos os estudos convergem na importância crucial do campo de ventos como principal fator na geração de ondas, ressaltando a necessidade de verificar diversas modelagens físicas, como o parâmetro *whitecapping*, para atingir uma calibração e replicação mais precisa dos dados de campo. Este cenário destaca a complexidade intrínseca do fenômeno, enfatizando a contínua necessidade de pesquisa e aprimoramento nos estudos de ondas geradas por ventos.

O *whitecapping* foi identificado como o principal mecanismo de dissipação de energia em maiores profundidades. Esses resultados enfatizam a necessidade crucial de considerar esses fatores em modelos e estudos de hidrodinâmica em recintos fechados, impulsionando avanços significativos nessa área de pesquisa.

Nos estudos de caso, os resultados das simulações numéricas para malha de 1000 m com modelagem padrão apresentaram um índice de concordância de 82% e um índice de desempenho de 67% em comparação com os dados de campo. Isto se traduz em melhorias na modelagem em relação a trabalhos anteriores na zona de estudo, como Mattosinho *et al.* (2022).

Tais resultados corroboram a potencialidade do modelo SWAN na previsão de ondas de vento em recintos fechados, preenchendo uma lacuna em relação à aplicabilidade e calibração do modelo SWAN na previsão de ondas de vento em reservatórios de barragens, considerando a dinâmica do vento e a batimetria complexa de águas profundas/intermediárias em zonas de transição.

O modelo numérico, em relação aos dados do Projeto ONDISA, apresentou a concordância esperada entre o período médio e a altura significativa das ondas,

mesmo usando um conjunto de dados escasso, provando-se uma ferramenta útil na previsão de riscos para o tráfego de embarcações (zonas críticas) em reservatórios.

Além disso, a metodologia aplicada neste trabalho pode ser utilizada para anteprojetos, estudos sobre proteção das margens, possíveis locais para implantação de sistemas de tanques-rede (piscicultura), para auxiliar na navegação segura através da hidrovía Tietê-Paraná e prever o impacto das ondas ao longo das margens, contribuindo para determinar o índice de vulnerabilidade do reservatório.

Na vertente probabilística, confirmamos as afirmações empíricas da literatura sobre a importância dos dados de vento e do parâmetro *whitecapping* na modelagem e calibração. Embora a escassez de dados de campo tenha limitado a análise de outros parâmetros, ressaltamos a necessidade de novas campanhas com metodologias refinadas para obter dados mais precisos, incluindo o período de onda.

Apesar da limitação de dados, gerou-se mapas de contorno para altura significativa e período de onda, alinhados com a física do problema. Esses mapas têm aplicações práticas em anteprojetos na zona de estudo, como em piscicultura e proteção ambiental.

O estudo de Majidi *et al.* (2023) destaca a importância da precisão na estimativa das condições da superfície livre, especialmente altura e períodos de ondas, para a produção de energia elétrica por conversores de energia das ondas. Utilizando o modelo SWAN, investigaram a incerteza na geração de energia por ondas, propondo melhorias através do ajuste dos parâmetros físicos.

Os resultados revelam que a modelagem dos parâmetros físicos do modelo SWAN impactam significativamente na incerteza da estimativa de produção de energia. O estudo aprofundou análises com diferentes modelagens para a costa atlântica da Península Ibérica.

Embora os autores tenham investigado a incerteza na modelagem com o SWAN, a quantificação de incertezas e a análise dos índices de Sobol não foram abordadas e são escassas na literatura de ondas geradas por ventos, evidenciando uma contribuição pioneira da Tese para o tema aplicado ao reservatório de Ilha Solteira e possivelmente a primeira abordagem nesse sentido no Brasil.

A disponibilidade de dados é um fator comum em trabalhos de alto impacto, especialmente em áreas costeiras marinhas de relevância econômica e social. A presença de diversas estações de aquisição de dados facilita a modelagem e calibração do SWAN para a área em questão.

Os resultados da análise estatística do metamodelo obtidos e a elaboração da equação adimensional oferecem informações relevantes para a compreensão da dinâmica das ondas em nosso caso de estudo. Inicialmente, destaca-se a considerável variabilidade observada nos dados, onde a altura significativa das ondas emerge como a variável mais dispersa, ao passo que o período médio das ondas apresenta uma menor variabilidade, indicando uma concentração mais próxima da média.

A análise de correlação de Spearman revelou associações estatisticamente significativas entre a velocidade do vento, a altura significativa das ondas e o período médio das ondas. É particularmente notável a alta correlação entre a velocidade do vento e a altura significativa das ondas, sugerindo que variações na velocidade do vento impactam diretamente na altura das ondas. Estes resultados corroboram a literatura existente e reforçam a relação intrínseca entre os parâmetros meteorológicos e as características das ondas.

Adicionalmente, a análise de regressão multivariada proporcionou um modelo para prever a altura significativa das ondas com base na velocidade do vento e no período médio das ondas. Com um coeficiente de determinação elevado ($R^2 = 0,973$) e baixo erro médio quadrático, este modelo pode ser eficaz na representação das relações complexas entre as variáveis estudadas.

Não obstante, destacamos a necessidade de obter uma batimetria refinada e atualizada do reservatório, especialmente em regiões próximas às margens. A fase exploratória evidenciou a significativa influência da interpolação dos dados batimétricos na criação de malhas, afetando diretamente os resultados.

Avanços para este trabalho incluem a investigação da influência de outros parâmetros relevantes na dissipação de energia das ondas, como a rugosidade do fundo e a presença de estruturas nas margens, e, forte provavelmente, a execução da vertente probabilística sugerida para determinação dos parâmetros mais significativos na geração de ondas por ventos em reservatórios de barragem.

Além disso, estudos adicionais podem explorar a interação entre as ondas e processos costeiros, como a erosão e sedimentação. A utilização de técnicas avançadas de modelagem e coleta de dados, como sensores remotos e simulações numéricas de alta resolução, também pode aprimorar a compreensão desses fenômenos.

Essas investigações podem fornecer conclusões valiosas para o desenvolvimento de modelagem mais precisas e aprimoradas para a dinâmica local, com aplicações importantes para a gestão e a previsão de eventos extremos

Diante do exposto, estudos e medições contínuas são necessários para reavaliar (explorar) o modelo numérico. Campanhas adicionais devem utilizar novas tecnologias para realizar medições adicionais de batimetria, implementar novos métodos para medição de ondas, além de realizar georreferenciamento e análise simultânea de *vento × ondas* (amplitudes, intensidades, duração, direção e períodos).

No entanto, uma avaliação detalhada da influência de cada processo físico no reservatório de Ilha Solteira deve ser realizada usando pelo menos 12 meses de dados e, na medida do possível, em pontos opostos em cada margem, ao longo do corpo d'água e especialmente no eixo de navegação. Tais ações constituiriam, num primeiro momento, condições para projetar e implementar um sistema de alerta a serviço dos usuários da hidrovía nos trechos de navegação dentro dos reservatórios de barragens.

O trabalho apresenta avanços no Estado da Arte e resultados são promissores, porém há limitações embutidas. A análise de sensibilidade pelos índices de Sobol depende da escolha dos parâmetros de entrada e pode não capturar completamente todas as fontes de incerteza. O metamodelo (PCE) a ser desenvolvido neste estudo é específico para a avaliação das ondas geradas por ventos em reservatórios de barragem e pode não ser aplicável a outras situações.

Outra limitação deste trabalho será a falta de ampla validação experimental dos resultados obtidos. Embora os resultados tenham sido validados utilizando técnicas estatísticas, ainda é necessário realizar experimentos para confirmar a precisão do modelo e sua aplicabilidade prática.

REFERÊNCIAS

ADAMS, B. M. *et al.* **Dakota, a multilevel parallel object-oriented framework for design optimization, parameter estimation, uncertainty quantification, and sensitivity analysis**: version 6.15 user's manual. California: Sandia National Laboratories, 2021. 356p.

ALVES, J. H. *et al.* Noaa's great lakes wave prediction system: a successful framework for accelerating the transition of innovations to operations. **American meteorological society (BAMS)**, n. 104, p. e837-e850, 2022.

THE AMERICAN SOCIETY OF MECHANICAL ENGINEERS – ASME. Procedure for estimation and reporting of uncertainty due to discretization in CFD applications. **Journal of Fluids Engineering**, v. 130, n. 7, p. 1-4, 2008.

THE AMERICAN SOCIETY OF MECHANICAL ENGINEERS – ASME. **Verification and validation in computational fluid dynamics and heat transfer – ASME**. [S. l.]: ANSI, 2009, 101p. Disponível em: <https://www.asme.org/codes-standards/find-codes-standards/v-v-20-standard-verification-validation-computational-fluid-dynamics-heat-transfer>. Acesso em: 21, fev. 2023.

BATISTA, R. A. Sobrevoos à bacia do Rio Grande. 2015. 1 fot., color., JPG, 3,53 MB, 72 dpi, 5760x3840. Disponível em: https://biblioteca.ana.gov.br/sophia_web/acervo/detalhe/65531. Acesso em: 8, jun. 2023.

BEJI, S.; BATTJES, J. A. Numerical simulation of nonlinear wave propagation over a bar. **Coastal Engineering**, v. 23, n. 1-2, p. 1-16, 1 maio 1994.

BOOIJ, N.; HOLTHUIJSEN, L. H.; RIS, R. C. The “Swan” wave model for shallow water. **Coastal Engineering**, v. 1, n. 25, p. 668-676, 29 jan. 1996.

BOOIJ, N.; RIS, R. C.; HOLTHUIJSEN, L. H. A third-generation wave model for coastal regions: 1. Model description and validation. **Journal of Geophysical Research: Oceans**, v. 104, n. C4, p. 7649–7666, 15 abr. 1999.

CAVALERI, L. *et al.* Wave modelling in coastal and inner seas. **Progress in Oceanography**, v. 167, p. 164–233, 1 out. 2018.

CAVALERI, L. *et al.* Ocean wave Physics and modeling: the message from the 2019 WISE meeting. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 100, n. 12, p. ES297-ES300, 1 dez. 2019.

COASTAL ENGINEERING RESEARCH CENTER – CERC. Shore Protection manual volume 1, Tufelft. Washington, DC: **US Army Corps of Engineers**, 1984. Disponível em: <https://repository.tufelft.nl/islandora/object/uuid%3A98791127-e7ae-40a1-b850-67d575fa1289>. Acesso em: 21, fev. 2023.

COLLINS, J. I. Prediction of shallow-water spectra. **Journal of Geophysical Research**, v. 77, n. 15, p. 2693-2707, 20 maio 1972.

CRESTAUX, T.; MAITRE, O. L.; MARTINEZ, J. M. Polynomial chaos expansion for sensitivity analysis. **Reliability Engineering & System Safety**, v. 94, n. 7, p. 1161-1172, 1 jul. 2009.

CUNHA JR, A. Modeling and Quantification of Physical Systems Uncertainties in a Probabilistic Framework. **Probabilistic Prognostics and Health Management of Energy Systems**, p. 127–156, 1 jan. 2017.

CUNHA JR., A. **MaxEnt - Maximum Entropy Code**. Disponível em: <https://github.com/mericocunhajr/MaxEnt>. Acesso em: 28 fev. 2023.

DALBEY, K. R. *et al.* **Dakota, A Multilevel Parallel Object-Oriented Framework for Design Optimization, Parameter Estimation, Uncertainty Quantification, and Sensitivity Analysis: Theory Manual (V.6.15)**. Livermore, California, EUA: Sandia National Laboratories, 9 nov. 2021.

DANTAS, E.; TOSIN, M.; CUNHA JR, A. Calibration of a SEIR–SEI epidemic model to describe the Zika virus outbreak in Brazil. **Applied Mathematics and Computation**, v. 338, p. 249–259, dez. 2018.

DIEBOLD, M.; HELLER, P. Scaling wind fields to estimate extreme wave heights in mountainous lakes. **Journal of Applied Water Engineering and Research**, v. 7, n. 1, p. 1–9, 23 abr. 2017.

DYACHENKO, S. A.; NEWELL, A. C. Whitecapping. **Studies in Applied Mathematics**, v. 137, n. 2, p. 199–213, 18 abr. 2016.

FISHMAN, G. S. **Monte Carlo, Concepts, Algorithms, and Applications**. 1. ed. [s.l.] Springer New York, NY, 1996. p. 1–698

FORTES, C. J. *et al.* SOPRO – Pacote integrado de modelos de avaliação dos efeitos das ondas em portos. **Tecnologias da Água**, v. 1, p. 51–61, 2006.

GAN, Y. *et al.* A comprehensive evaluation of various sensitivity analysis methods: A case study with a hydrological model. **Environmental Modelling & Software**, v. 51, p. 269–285, jan. 2014.

GELCI, R.; CAZALE, H.; VASSAL, J. Prevision de la houle. La methode des densites spectro angulaires. **Bull. Inform. Comite Central Oceanogr. d'Etude Cotes**, v. 9, p. 416–435, 1957.

GONÇALVES, M.; MARTINHO, P.; GUEDES SOARES, C. Assessment of wave energy in the Canary Islands. **Renewable Energy**, v. 68, p. 774–784, ago. 2014.

GRUIJTHUIJSEN, M. F. J. **Validation of the wave prediction model SWAN using field data from Lake George, Australia**. Thesis—Faculty of Civil Engineering and Geosciences, Delft University of Technology, The Netherlands, 1996.

GUILLOU, N. Wave-energy dissipation by bottom friction in the English Channel. **Ocean Engineering**, v. 82, p. 42–51, maio 2014.

HASSELMANN, K. *et al.* Measurements of wind-wave growth and swell decay during the Joint North Sea Wave Project (JONSWAP). **Deutschen Hydrographischen Zeitschrift**, v. 12, n. A8, p. 93, 1973.

HELTON, J. C. *et al.* Survey of sampling-based methods for uncertainty and sensitivity analysis. **Reliability Engineering & System Safety**, v. 91, n. 10-11, p. 1175–1209, out. 2006.

HERNANDEZ, F. B. T. **Torres de transmissão de energia caem em Ilha Solteira - vento forte causou a queda**. 2010a. 1 vídeo (2:16 min). Publicado pelo canal AHI UNESP. Disponível em: <https://www.youtube.com/watch?v=-7aUYZA0XpQ>. Acesso em: 31 jul. 2022.

HERNANDEZ, F. B. T. Temporal prejudica geração de energia elétrica em Ilha Solteira. **UNESP - Hidráulica e Irrigação**, Ilha Solteira, 19 out. 2010b. Disponível em: https://www2.feis.unesp.br/irrigacao/temmais_com_19out10.php. Acesso em: 31 jul. 2022.

HOLANDA, F. S. *et al.* Formação de ondas e os processos erosivos nas margens do lago da UHE Xingó. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 2, p. 887–887, 20 abr. 2020.

HOQUE, MD. A.; PERRIE, W.; SOLOMON, S. M. Application of SWAN model for storm generated wave simulation in the Canadian Beaufort Sea. **Journal of Ocean Engineering and Science**, v. 5, n. 1, p. 19–34, mar. 2020.

JALIL, A. *et al.* Wind-induced hydrodynamic changes impact on sediment resuspension for large, shallow Lake Taihu, China. **International Journal of Sediment Research**, v. 34, n. 3, p. 205–215, 1 jun. 2019.

JIN, K.-R.; JI, Z.-G. Calibration and verification of a spectral wind-wave model for Lake Okeechobee. **Ocean Engineering**, v. 28, n. 5, p. 571–584, 1 maio 2001.

KIUREGHIAN, A. D.; DITLEVSEN, O. Aleatory or epistemic? Does it matter? **Structural Safety**, v. 31, n. 2, p. 105–112, mar. 2009.

KOMEN, G. J.; HASSELMANN, S.; HASSELMANN, K. On the Existence of a Fully Developed Wind-Sea Spectrum. **Journal of Physical Oceanography**, v. 14, n. 8, p. 1271–1285, 1 ago. 1984.

LEMKE, N. *et al.* Wave directional measurement in Patos Lagoon, RS, Brazil. **Brazilian Journal of Water Resources**, v. 22, n. 0, 1 jan. 2017.

LEMKE, N. *et al.* Estimativa de cenários característicos de ondas na enseada de São Lourenço do Sul, Lagoa dos Patos. **Exatas & Engenharia**, v. 8, n. 20, 22 fev. 2018.

LEMKE, N. *et al.* Morfodinâmica da foz do Arroio Carahá em laguna costeira micromaré (Lagoa dos Patos, sul do Brasil). **Pesquisas em Geociências**, v. 48, n. 3, 30 set. 2021.

LEMKE, N. *et al.* Estudo comparativo entre modelagem e medições de ondas na Lagoa dos Patos - RS, Brasil. *In*: SIMPÓSIO SOBRE ONDAS, MARÉS, ENGENHARIA OCEÂNICA E OCEANOGRAFIA POR SATÉLITE (XI OMARSAT), 11., Arraial do Cabo, 2015. **Anais [...]**. Arraial do Cabo: Instituto de Estudos do Mar Almirante Paulo Moreira., 2015.

LI, J. *et al.* Numerical investigation of wave propagation and transformation over a submerged reef. **Coastal Engineering Journal**, v. 61, n. 3, p. 363–379, 2 maio 2019.

LIMA, G. M. V. *et al.* Estimativa do Transporte Sedimentar Induzido por Ondas de Norte na Porção Sul da Margem Oeste do Canal do Canal de Acesso ao Porto do Rio Grande (4ª Secção da Barra do Rio Grande, RS). **Revista Interdisciplinar de Pesquisa em Engenharia**, v. 5, n. 1, p. 177–185, 12 fev. 2019.

MACIEL, G. DE F. *et al.* Aplicação do Modelo Numérico SWAN à Geração e Propagação de Ondas Geradas por Vento em Recintos Fechados. *In*: CONGRESSO LATINOAMERICANO DE HIDRÁULICA, 25., San José, 2012. **Anais [...]** San José, Costa Rica.: IAHR, 2012.

MADSEN, O.; POON, Y.-K.; GRABER, H. C. Spectral wave attenuation by bottom friction: theory. **Coastal Engineering Proceedings**, v. 1, n. 21, p. 34–34, 29 jan. 1988.

MAÎTRE, O. P.; KNIO, O. M. **Spectral Methods for Uncertainty Quantification**. Dordrecht: Springer Netherlands, 2010.

MAJIDI, A. G. *et al.* Assessing the impact of wave model calibration in the uncertainty of wave energy estimation. **Renewable Energy**, v. 212, p. 415–429, 1 ago. 2023.

MAO, M. *et al.* Modeling wind waves from deep to shallow waters in Lake Michigan using unstructured SWAN. **Journal of Geophysical Research: Oceans**, v. 121, n. 6, p. 3836–3865, 1 jun. 2016.

MARELLI, S. *et al.* **UQLab User Manual Sensitivity Analysis UQLab**. Zurich, Switzerland: Chair of Risk, Safety and Uncertainty Quantification, ETH Zurich, 2022. Disponível em: <https://www.uqlab.com/sensitivity-user-manual>. Acesso em: 21, fev. 2023.

MARELLI, S.; LÜTHEN, N.; SUDRET, B. **UQLAB user manual polynomial chaos expansions**. Zurich, Switzerland: Chair of Risk, Safety and Uncertainty Quantification, ETH Zurich, 2022. Disponível em: <https://www.uqlab.com/pce-user-manual>. Acesso em: 21, fev. 2023.

MARELLI, S.; SUDRET, B. UQLab: A Framework for Uncertainty Quantification in

Matlab. Second International Conference on Vulnerability and Risk Analysis and Management (ICVRAM) and the Sixth International Symposium on Uncertainty, Modeling, and Analysis (ISUMA), p. 2554–2563, 7 jul. 2014.

MARINHO, C. *et al.* Wave regime characterization in the northern sector of Patos Lagoon, Rio Grande do Sul, Brazil. **Ocean and Coastal Research**, v. 68, 1 jan. 2020.

MARQUES, M.; ANDRADE, F. O. Automated computation of two-dimensional fetch fields: case study of the Salto Caxias reservoir in southern Brazil. **Lake and Reservoir Management**, v. 33, n. 1, p. 62–73, 2 jan. 2017.

MATTOSINHO, G. DE O. **Comparação entre os softwares ONDISACAD e SWAN na estimativa de altura significativa de ondas geradas por vento no reservatório da barragem de Ilha Solteira - SP**. Trabalho de Conclusão de Curso (graduação em Engenharia Civil) — Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, 2015.

MATTOSINHO, G. DE O. **Dissipação de Energia de Ondas Geradas por Ventos em Reservatórios de Barragens, devido à presença de Vegetação**. Dissertação (Mestre em Engenharia Mecânica) — Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, 2016.

MATTOSINHO, G. DE O. *et al.* Dissipação de energia de ondas pela vegetação em recintos fechados. *In*: CONGRESO LATINOAMERICANO DE HIDRÁULICA (IAHR), 28., Buenos Aires, 2018. **Proceedings** [...]. Buenos Aires, Argentina: 2018.

MATTOSINHO, G. DE O. *et al.* Estimativa de altura de ondas geradas por ventos no reservatório de Belo Monte – PA / Predicting wind waves's height in Belo Monte Reservoir – PA. **Brazilian Journal of Development**, v. 7, n. 8, p. 80255–80271, 12 ago. 2021a.

MATTOSINHO, G. DE O. *et al.* Meteorological-hydrodynamic model coupling for safe inland navigation of waterway stretches in dam reservoirs, using a scarce database. **Brazilian Journal of Water Resources**, v. 27, n. e1, 2022.

MATTOSINHO, G. DE O. *et al.* Modelagem de ondas em reservatórios: inovações para otimização dos usos múltiplos do reservatório de ilha solteira. **Peer Review**, v. 5, n. 13, p. 271–290, 2023.

MATTOSINHO, G. DE O.; FERREIRA, F. DE O.; MACIEL, G. DE F. Simulações numéricas da propagação de onda em lago de reservatório de barragem com fundo vegetado. **Delos: desarrollo local sostenible**, v. 16, n. 42, p. 172–185, 2023.

MATTOSINHO, G. DE O.; MACIEL, G. DE F.; VIEIRA, A. S. O modelo Swan-Veg como ferramenta útil na previsão de ondas em reservatórios de barragens. **Brazilian Journal of Development**, v. 5, n. 7, p. 8618–8628, 2019.

MATTOSINHO, G. DE O.; VIEIRA, A. S. **Influência da Vegetação na Atenuação de Energia de Ondas**. Editora Appris Ltda, 2020.

MATTOSINHO, G. O. *et al.* **Modelos de previsão de alturas de ondas: estudo de caso com modelos de segunda e terceira geração.** *In:* CONGRESO LATINOAMERICANO DE HIDRÁULICA; IAHR LAD CONGRESS, 29., Cidade do México, 2021. **Proceedings** [...]. Cidade do México: IAHR, 2021b.

MATTOSINHO, G. O. *et al.* A review of FUNWAVE model applications in the propagation of waves generated by vessels. Developments in Maritime Technology and Engineering. *In:* INTERNATIONAL CONFERENCE ON MARITIME TECHNOLOGY AND ENGINEERING (MARTECH), 5., Lisboa, 2021. **Anais** [...]. Londres: CRC Press, Taylor & Francis Group, 8 jul. 2021c.

MILES, J. W. On the generation of surface waves by shear flows. **Journal of Fluid Mechanics**, v. 3, n. 02, p. 185–204, nov. 1957.

MOEINI, M. H.; ETEMAD-SHAHIDI, A. WAVE PARAMETER HINDCASTING IN A LAKE USING THE SWAN MODEL. **Scientia Iranica**, v. 16, n. 2, p. 156–164, 1 abr. 2009.

MOROKOFF, W. J.; CAFLISCH, R. E. Quasi-Monte Carlo Integration. **Journal of Computational Physics**, v. 122, n. 2, p. 218–230, dez. 1995.

NAGEL, J. B.; RIECKERMANN, J.; SUDRET, B. Principal component analysis and sparse polynomial chaos expansions for global sensitivity analysis and model calibration: Application to urban drainage simulation. **Reliability Engineering & System Safety**, v. 195, p. 106737, mar. 2020.

NIKISHOVA, A. *et al.* Uncertainty quantification and sensitivity analysis applied to the wind wave model SWAN. **Environmental Modelling & Software**, v. 95, p. 344–357, set. 2017.

NISPEL, A. *et al.* Uncertainty Quantification for Fatigue Life of Offshore Wind Turbine Structure. **ASCE-ASME J Risk and Uncert in Engrg Sys Part B Mech Engrg**, v. 7, n. 4, 12 jul. 2021.

NORENBERG, J. P. *et al.* Global Sensitivity Analysis of (a)Symmetric Energy Harvesters. **Electrical Engineering and Systems Science: Systems and Control**, 9 ago. 2021.

NOSSENT, J.; ELSSEN, P.; BAUWENS, W. Sobol' sensitivity analysis of a complex environmental model. **Environmental Modelling & Software**, v. 26, n. 12, p. 1515–1525, 1 dez. 2011.

OU, S.-H. *et al.* Simulating typhoon waves by SWAN wave model in coastal waters of Taiwan. **Ocean Engineering**, v. 29, n. 8, p. 947–971, jul. 2002.

PALAR, P. S. *et al.* Global sensitivity analysis via multi-fidelity polynomial chaos expansion. **Reliability Engineering & System Safety**, v. 170, p. 175–190, 1 fev. 2018.

PANNELL, D. Sensitivity analysis of normative economic models: theoretical framework and practical strategies. **Agricultural Economics**, v. 16, n. 2, p. 139–152, maio 1997.

PARUOLO, P.; SAISANA, M.; SALTELLI, A. Ratings and rankings: voodoo or science? **Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)**, v. 176, n. 3, p. 609–634, 1 nov. 2012.

PERES, C. V. Z. *et al.* **ROLL WAVES EM ESCOAMENTOS COM SUPERFÍCIE LIVRE EM REGIME TURBULENTO: CANAL E VERTEDOURO DE BARRAGEM.** In: XXIV SBRH - SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS. Belo Horizonte, MG: 2021.

PHILLIPS, O. M. On the generation of waves by turbulent wind. **Journal of Fluid Mechanics**, v. 2, n. 05, p. 417–445, jul. 1957.

ROGERS, W. E.; BABANIN, A. V.; WANG, D. W. Observation-Consistent Input and Whitecapping Dissipation in a Model for Wind-Generated Surface Waves: Description and Simple Calculations. **Journal of Atmospheric and Oceanic Technology**, v. 29, n. 9, p. 1329–1346, 1 set. 2012.

RÓŻYŃSKI, G. Local Wave Energy Dissipation and Morphological Beach Characteristics along a Northernmost Segment of the Polish Coast. **Archives of Hydro-Engineering and Environmental Mechanics**, v. 65, n. 2, p. 91–108, 1 dez. 2018.

SALTELLI, A. *et al.* Global Sensitivity Analysis. The Primer. **John Wiley & Sons, Ltd**, 18 dez. 2007.

SALTELLI, A.; ANNONI, P. How to avoid a perfunctory sensitivity analysis. **Environmental Modelling & Software**, v. 25, n. 12, p. 1508–1517, dez. 2010.

SÃO PAULO (ESTADO). PORTAL DO GOVERNO. **Hidrovia Tietê-Paraná bate recorde de movimentação de cargas em 2023.** Governo do Estado de São Paulo, 9 ago. 2023. Disponível em: <<https://www.saopaulo.sp.gov.br/ultimas-noticias/hidrovia-tiete-parana-bate-recorde-de-movimentacao-de-cargas-em-2023/>>. Acesso em: 29 ago. 2023

SAPIEGA, P.; ZALEWSKA, T.; STRUZIK, P. Application of SWAN model for wave forecasting in the southern Baltic Sea supplemented with measurement and satellite data. **Environmental Modelling & Software**, v. 163, p. 105624, jan. 2023.

SHU, Z. *et al.* Evaluation of the impact of multi-source uncertainties on meteorological and hydrological ensemble forecasting. **Engineering**, v. 24, jul. 2022.

SIMÃO, C. E. **Estudo do Padrão de Ondulações na Lagoa dos Patos utilizando o modelo SWAN (DELFT3D), RS, Brasil.** Dissertação — Universidade Federal do Rio Grande (FURG), 2016.

SIQUEIRA, A. G. *et al.* Wave Modeling and Coastal Erosion in Upstream Dams.

AEG/AEG Annual Meeting Proceedings, San Francisco, California, 2018 - Volume 4. **Anais** [...]. Springer, Cham, 26 ago. 2018. Disponível em: https://doi.org/10.1007/978-3-319-93133-3_2. Acesso em: 21 fev. 2023.

SOBOL, I. M. On quasi-Monte Carlo integrations. **Mathematics and Computers in Simulation**, v. 47, n. 2-5, p. 103–112, ago. 1998.

SOBOL, I. M.; SHUKMAN, B. V. Random and quasirandom sequences: Numerical estimates of uniformity of distribution. **Mathematical and Computer Modelling**, v. 18, n. 8, p. 39–45, 1 out. 1993.

SOIZE, C. **Uncertainty Quantification: An Accelerated Course with Advanced Applications in Computational Engineering**. Softcover reprint of the original 1st ed. 2017 edition ed. [s.l.] Springer, 2018.

SONG, X. *et al.* Global sensitivity analysis in hydrological modeling: Review of concepts, methods, theoretical framework, and applications. **Journal of Hydrology**, v. 523, p. 739–757, abr. 2015.

STOLYAROVA, E. *et al.* Modeling of the Extreme Wind Waves in the Gorky Reservoir. In: **Processes in GeoMedia—Volume II**. Moscow, Russia: Springer Geology, 2021. v. 2p. 399–405.

SUDRET, B. Global sensitivity analysis using polynomial chaos expansions. **Reliability Engineering & System Safety**, v. 93, n. 7, p. 964–979, jul. 2008.

SWATRIDGE, L. L. *et al.* Coupled modelling of storm surge, circulation and surface waves in a large stratified lake. **Journal of Great Lakes Research**, v. 48, n. 6, p. 1520–1535, 1 dez. 2022.

THE SWAN TEAM. **User manual SWAN Cycle III version 41.31**. Delft, The Netherlands: Environmental Fluid Mechanics Section, Faculty of Civil Engineering and Geosciences, Delft University of Technology, 2020a.

THE SWAN TEAM. **SCIENTIFIC AND TECHNICAL DOCUMENTATION**. Delft, The Netherlands: Environmental Fluid Mechanics Section, Environmental Fluid Mechanics Section, Delft University of Technology, 2020b.

TOLDO JUNIOR, E. E. *et al.* Wave prediction along lagoa do patos coastline. **Southern Brazil**, v. 28, n. 2, p. 87–95, 2006.

TOSIN, M.; CORTÊS, A.; CUNHA, A. A Tutorial on Sobol' Global Sensitivity Analysis Applied to Biological Models. In: SANTOS, F. A. B.; CARELS, N.; TRINDADE DOS SANTOS, M. L. (Eds.). **Networks in Systems Biology, Computational Biology**, vol. 32. [s.l.] Springer, Cham, v. 32, 2020.

TROVATI, L. R. **Produção de ondas induzidas pelo vento no lago de Ilha Solteira**. Ilha Solteira: Universidade Estadual Paulista (UNESP) Faculdade de Engenharia, Laboratório de Hidrologia e Hidrometria, 2001. Disponível em: https://www.feis.unesp.br/Home/departamentos/engenhariacivil/hidrologialh/rel_final_

ondisa1.pdf. Acesso em: 21 fev. 2023.

TROVATI, L. R. **Projeto ONDISA5: Hidrovia Tietê–Paraná: alerta de vento e ondas para segurança da navegação**: relatório final. Ilha Solteira: Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Engenharia, Laboratório de Hidrologia e Hidrometria, jun. 2011.

TROVATI, L. R. **Projeto ONDISA 8**: desenvolvimento de tecnologia para transposição de barragens e de instrumentação para segurança da navegação hidroviária. Ilha Solteira: Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Engenharia, Laboratório de Hidrologia e Hidrometria, 2015.

VIEIRA, A. S. **Análises, aplicações e validações**: numérico/experimentais do modelo SWAN em áreas restritas e ao largo. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, 2013.

VIEIRA, A. S. *et al.* Application of the numerical model SWAN in locations with vegetatio in the Tiete-Paraná waterway: lake of Ilha Solteira’s Dam – Brazil. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON MARITIME TECHNOLOGY AND ENGINEERING, 2., 2014, Lisboa. **Anais...**Lisboa: [S. l.], 2014.

VIEIRA, A. S. *et al.* Aplicação do modelo numérico SWAN em locais com vegetação no lago da barragem de ilha solteira. **Revista de Engenharia e Tecnologia**, v. 7, n. 2, p. 156–167, 10 jul. 2015.

VIEIRA, A. S.; FORTES, J. C.; MACIEL, G. DE F. Comparative analysis of wind generated waves on the Ilha Solteira lake, by using numerical models OndisaCad and Swan. *In*: INTERNATIONAL SHORT CONFERENCE ON APPLIED COASTAL RESEARCH – SCACR, 5., 2011, Aachen. **Anais** [...]. Aachen: SCACR, 2011.

VIEIRA, A. S.; MATTOSINHO, G. O.; MACIEL, G. F. Simulação numérica do amortecimento de ondas em reservatório de barragens. *In*: SILVA, H. C. (ed.). **Gestão de Recursos Hídricos e Sustentabilidade**. Ponta Grossa: Editora Atena, 2019. v. 4. p. 31–39.

WANG, Y. *et al.* Numerical simulation of wave propagation through rigid vegetation and a predictive model of drag coefficient using an artificial neural network. **Ocean Engineering**, v. 281, p. 114792–114792, 1 ago. 2023.

WILLMOTT, C. J. *et al.* Statistics for the evaluation and comparison of models. **Journal of Geophysical Research**, v. 90, n. C5, p. 8995, 1985.

WU, W. *et al.* A quantitative method to calibrate the SWAN wave model based on the whitecapping dissipation term. **Applied Ocean Research**, v. 114, p. 102785, set. 2021.

XU, Y. *et al.* Analysis of the spatial and temporal sensitivities of key parameters in the SWAN model: An example using Chan-hom typhoon waves. **Estuarine, Coastal and Shelf Science**, v. 232, p. 106489, jan. 2020.

YOUNG, I. R.; VERHAGEN, L. A. The growth of fetch limited waves in water of finite depth. Part 1. Total energy and peak frequency. **Coastal Engineering**, v. 29, n. 1-2, p. 47–78, dez. 1996.

ZHANG, W. *et al.* Assessing the performance of SWAN model for wave simulations in the Bay of Bengal. **Ocean Engineering**, v. 285, p. 115295–115295, 1 out. 2023.

ZHANG, Y.; LYU, L.; LI, P. An optimized volume of fluid method for modelling three-dimensional debris flows. Implementation in OpenFOAM, validation, and application in the Aiwa Watershed, Beijing. **Computers and Geotechnics**, v. 144, p. 104651, abr. 2022.

APÊNDICE A – Modelo de executável (“swn”)

```

PROJECT 'ISA#1000' 'A000'
SET 0 90 0 NAUTICAL
MODE STATIONARY TWODimensional
COORDinates CARTesian
CGRID REGular 456680 7741700 0 58000 33000 58 33 CIRcle 144 0.04 1
INPgrid BOT REG 456680 7741700 0 58 33 1000 1000 EXCeption 0.5
READinP BOTtom 1. 'BATIMETRIA_1000.bot' 3 0 FREE
WIND 5.252 200.659
BOUnd SHAPespec JONswap 3.3 PEAK DSPR DEGRees
GEN3 KOMen 2.36e-5 3.02e-3
WCAP
DIFFRACtion 1 0 0 1
QUADrupl
BREaking
FRICtion MADsen 0.05
TRLad
$NUMeric STOPC 0.005 0.01 0.005 99.5 STAT 150 0.01
POINTS 'PONTOS' FILE 'points3.loc'
SPEC 'PONTOS' SPEC1D ABS 'A000_1D_.mat'
SPEC 'PONTOS' SPEC2D ABS 'A000_2D_.mat'
TABLE 'PONTOS' HEAD 'A000.tbl' XP YP DEPTH BOTLEV HSIGN DIR PDIR
TM01 RTM01 RTP TM02 FSPR DSPR &
      FRCOEF DISSIP FORCE UBOT URMS WLEN STEEPNESS &
      DIST SETUP TMM10 RTMM10 &
      TMBOT TPS DISBOT DISSURF DISWCAP &
      GENE GENW REDI REDQ REDT PROPA LWAVP &
      DISSURF DISSWELL
TEST 1 0
COMPUTE STAT
STOP

```

APÊNDICE B – Código de automação em linguagem Python

Obs: este e demais códigos estarão disponíveis em:

https://github.com/mattosinho02/thesis_codes

```
#####
#                                                                 #
# ddddddddddddddddddddhdy                                     #
# MMMMMMMMMNMdhhhhdmNNdmM                                     #
# MMMMMMMMNdhhdmmmdmddMM                                     #
# MMMMMMMmhhhmMMM4MMMMNddhdsN                                 #
# MMMMMMNhhhNMMMMMMNdhdmoH:+                                 #
# MmNNNmhhmMMMMNMdhdNm/m/:: Autor: Germano Mattosinho & Gabriel Esgalha #
# MmdmMMddmNNmdhhdNMy:dm:: Última modificação: 16/03/2023      #
# dhddmddhhhhhdNMd//mN+:s                                     #
# dhhhhhhhhdmNMmy/:smy/:oM                                     #
# MNmmmmNMmyo/:::/:::dMM                                     #
# ddddddddy+:---:/ohddd                                       #
#                                                                 #
#####

import os
import subprocess
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
import numpy as np
from datetime import datetime as dt
from tqdm import tqdm
import tkinter as tk
from tkinter import filedialog

os.environ["WDM_LOG_LEVEL"] = "0"

class DataProcess(object):

    def __init__(self, path):

        self.path = path
        self.path_output = os.path.join(self.path.replace("\\src", "").replace("/src", ""),
"output")
        self.path_swan_output =
os.path.join(self.path.replace("\\src", "").replace("/src", ""), "swan_output")
        self.path_input = os.path.join(self.path.replace("\\src", "").replace("/src", ""),
"input")
        self.path_graphics = os.path.join(self.path.replace("\\src", "").replace("/src", ""),
"graphics")

        print(self.path_output)
        print(self.path_swan_output)
        print(self.path_input)

    def extract_data(self):

        df_ventos = pd.read_excel(os.path.join(self.path_input, "Vento_DIR.xlsx"))
```

```

df_nomes_arquivos = pd.read_excel(os.path.join(self.path_input,
"NomesArquivos.xlsx"))[["Nome Arquivo"]]

for i in tqdm(np.arange(len(df_ventos["vel"]))):
    nome_arquivo = df_nomes_arquivos["Nome Arquivo"].iloc[i]
    vel = str(df_ventos["vel"].iloc[i])
    dir = str(df_ventos["Dir-vento"].iloc[i])

    txt_base = open(os.path.join(self.path_input, "txt_base.swn"), 'r')
    new_arquivo = open(os.path.join(self.path_output, nome_arquivo + ".swn"), 'w')

    with open(os.path.join(self.path_output, nome_arquivo + ".swn"), 'w') as
new_arquivo:

        for line in txt_base.readlines():

            new_line = ""

            if "NOMEARQUIVO" in line:
                new_line = line.replace("NOMEARQUIVO", nome_arquivo)
            elif "WIND X.XXX X.XXX" in line:
                new_line = line.replace("X.XXX X.XXX", vel + " " + dir)
            else:
                new_line = line

            new_arquivo.writelines(new_line)

    return

def compile_data(self):

    list_paths_tbl = []

    for file in os.listdir(self.path_swan_output):
        if file.endswith(".tbl"):
            list_paths_tbl.append(os.path.join(self.path_swan_output, file))

    df_geral = pd.DataFrame({})

    aux = 0
    for path_tbl in tqdm(list_paths_tbl):

        df = pd.read_csv(path_tbl)
        df2 = df['%'].str.split(' ', expand=False).apply(lambda x: [i for i in x if (i
!= "" and i != "%" )])
        df_info = pd.DataFrame(df2).iloc[6:].reset_index(drop=True)
        columns = pd.DataFrame(df2).iloc[3][0]

        df_tbl = pd.DataFrame(columns=columns)

        for i, row in df_info.iterrows():
            df_tbl.loc[i-1] = row[0]

        for column in columns:
            df_tbl[column] = df_tbl[column].astype(float)

        df_tbl["Nome Arquivo"] =
path_tbl.replace(self.path_swan_output, "").replace(".tbl", "")[1:]

```



```

        if aux == 0:
            df_geral = df_tbl
        else:
            df_geral = pd.concat([df_geral, df_tbl])

        aux = aux + 1

        writer = pd.ExcelWriter(os.path.join(self.path_swan_output,
"DadosCompilados.xlsx"))
        df_geral.to_excel(writer, sheet_name="Dados", index=False)

        writer.save()

        return df_geral

    def plot_graphics(self):

        df_compilado = pd.read_excel(os.path.join(self.path_swan_output,
"DadosCompilados.xlsx"))
        df_sensor = pd.read_excel(os.path.join(self.path_input, "Vento_DIR.xlsx"))

        df_pontos = df_compilado[["Xp",
"Yp"]].drop_duplicates(["Xp", "Yp"]).reset_index(drop=True)

        df_pontos["Dados"] = ""

        list_dfs = []

        for i, row in df_pontos.iterrows():
            filtro = (df_compilado["Xp"] == row["Xp"]) & (df_compilado["Yp"] == row["Yp"])
            resultado = df_compilado[filtro]
            list_dfs.append(resultado)

        for df_plot in tqdm(list_dfs):

            # Define tamanho e bordas
            fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,6))
            ax.spines['right'].set_visible(False)
            ax.spines['top'].set_visible(False)
            ax.spines['left'].set_linewidth(0.5)
            ax.spines['bottom'].set_linewidth(0.5)

            # Define dados do gráfico
            x = np.arange(len(df_plot["Nome Arquivo"]))
            y = df_plot["Hsig"]
            y_sensor = df_sensor["Hsig Sensor"]
            string_ponto = str(df_plot["Xp"].iloc[0]) + "," + str(df_plot["Yp"].iloc[0])

            #Define o que será plotado, legenda e limites do eixo y
            plt.plot(x, y, c='red', lw=0.7, label='Hsig SWAN')
            plt.plot(x, y_sensor, c='blue', lw=0.7, label='Hsig Sensor')
            plt.legend(loc='upper right')

            # Adiciona título e rótulos dos eixos
            plt.title(f"Variação do Hsig em função do tempo no ponto ({string_ponto})")
            plt.xlabel("Tempo (s)")
            plt.ylabel("Hsig (m)")

```

```

        indices = np.arange(0, len(x), 10)
        plt.xticks(indices)

        # Adiciona linhas horizontais secundárias
        for y_sec in np.arange(min(y) - 0.05, max(y) + 0.05, 0.025):
            plt.axhline(y=y_sec, c='gray', alpha=0.5, ls='--', lw=0.5)

        # Adiciona linhas verticais secundárias
        for x_sec in range(0, len(x), 10):
            plt.axvline(x=x[x_sec], c='gray', alpha=0.5, ls='--', lw=0.5)

        # Salva e limpa plot
        plt.savefig(os.path.join(self.path_graphics, string_ponto.replace(",", "_")),
            dpi=300, bbox_inches='tight')
        plt.clf()
        plt.close()

    def execute_swanrun(self):

        root = tk.Tk()
        root.title("Arquivos")
        caminho_arquivos = filedialog.askdirectory()

        if caminho_arquivos:

            list_arquivos_processar = [os.path.join(x.replace(".swn", "")) for x in
os.listdir(caminho_arquivos) if x.endswith(".swn")]

            for file_name in list_arquivos_processar:

                comando_swanrun = "swanrun " + file_name
                os.chdir(caminho_arquivos)
                os.system(comando_swanrun)

            else:
                print("Nenhum arquivo selecionado!")

if __name__ == "__main__":

    path = os.path.dirname(__file__)

    print("1 - Criar arquivos '.swn' de acordo com a planilha de ventos.")
    print("2 - Executar o SWAN para os arquivos '.swn'.")
    print("3 - Compilar os arquivos '.tbl' em uma base única.")
    print("4 - Plotar gráficos dos pontos de interesse.")

    escolha = input("Digite a opção desejada: ")

    while type(escolha) != str or escolha not in ["1", "2", "3", "4"]:
        print("Digite uma opção válida.")
        escolha = input("Digite a opção desejada: ")

    if(escolha == "1"):
        DataProcess(path).extract_data()
    elif(escolha == "2"):
        DataProcess(path).execute_swanrun()
    elif(escolha == "3"):

```

```
df = DataProcess(path).compile_data()
elif(escolha == "4"):
    DataProcess(path).plot_graphics()
```

APÊNDICE C – Dados do Projeto ONDISA tratados em médias horárias

Vel- vento [m/s]	Dir- vento [°]	Hs Sensor [m]						
5,25	200,66	0,16	7,63	28,61	0,22	2,17	201,26	0,09
4,67	189,71	0,13	3,35	130,86	0,20	2,07	178,64	0,05
3,79	178,26	0,09	1,74	129,60	0,10	3,31	227,99	0,02
2,60	155,37	0,03	4,18	195,29	0,07	8,16	170,10	0,22
2,91	130,38	0,04	4,69	217,23	0,16	4,02	127,53	0,17
3,34	126,27	0,08	2,88	232,00	0,11	5,19	81,46	0,10
3,36	126,23	0,08	7,83	60,50	0,15	10,50	54,75	0,26
3,83	114,05	0,08	9,20	54,83	0,25	9,42	234,23	0,28
4,13	115,47	0,10	8,88	45,80	0,23	5,29	267,88	0,22
4,41	114,84	0,12	7,44	53,00	0,22	7,24	253,59	0,21
4,15	79,66	0,12	4,74	41,62	0,17	6,94	239,12	0,21
3,68	44,84	0,10	3,05	66,58	0,09	1,75	180,24	0,13
3,57	28,39	0,10	3,12	278,76	0,06	2,13	117,51	0,04
3,10	34,80	0,10	2,00	170,29	0,06	3,46	92,84	0,02
1,39	223,43	0,05	3,03	48,49	0,04	4,47	67,80	0,08
3,21	245,99	0,02	6,27	49,04	0,16	7,13	32,74	0,20
4,06	236,69	0,06	6,03	53,85	0,19	7,72	16,22	0,22
2,73	249,49	0,09	4,33	53,99	0,14	7,18	33,15	0,21
6,53	160,76	0,12	3,54	49,43	0,10	7,10	33,83	0,21
2,81	106,41	0,08	2,49	71,22	0,07	5,00	188,43	0,17
1,86	139,66	0,07	0,97	238,84	0,05	3,23	32,25	0,11
2,34	172,48	0,05	2,34	247,10	0,04	4,54	42,28	0,12
2,05	133,80	0,04	1,91	236,83	0,03	3,96	34,72	0,12
2,86	116,09	0,03	1,56	262,24	0,02	3,29	51,12	0,11
3,44	211,97	0,05	1,34	262,69	0,01	2,93	46,29	0,09
2,00	154,29	0,06	2,72	256,47	0,03	3,43	39,84	0,06
2,33	180,73	0,04	4,25	233,41	0,06	3,48	84,81	0,05
1,69	106,33	0,02	3,08	188,66	0,09	2,51	113,71	0,04
2,26	136,01	0,02	1,30	172,87	0,03	4,03	263,70	0,06
3,16	165,11	0,02	1,51	176,91	0,02	4,89	300,54	0,17
2,94	145,01	0,03	1,48	151,38	0,01	3,21	319,86	0,11
2,79	143,74	0,04	1,59	153,46	0,01	2,91	71,32	0,06
3,81	131,92	0,06	1,77	154,62	0,01	4,74	47,52	0,11
6,42	91,70	0,15	1,21	199,00	0,01	5,96	59,58	0,18
6,30	79,84	0,19	1,15	159,72	0,01	6,59	54,19	0,19
5,51	80,45	0,17	1,78	106,41	0,02	8,31	51,80	0,24
4,29	81,98	0,15	3,74	276,88	0,05	8,29	52,18	0,24
1,63	73,85	0,11	3,93	265,45	0,10	6,59	57,05	0,22
7,87	56,55	0,21	3,74	47,43	0,08	6,77	43,98	0,20
4,70	52,92	0,21	3,12	247,87	0,08	8,50	42,26	0,23
			3,24	313,18	0,06	9,14	42,91	0,24
			3,09	316,87	0,13	7,83	41,45	0,22
			3,72	303,15	0,11	7,11	42,52	0,20

7,09	43,65	0,21	6,76	80,10	0,22	4,22	334,04	0,13
6,91	42,84	0,20	5,56	121,82	0,17	3,36	333,84	0,09
4,58	42,00	0,14	5,06	117,45	0,17	3,67	334,24	0,09
4,57	38,74	0,10	7,29	106,01	0,19	3,24	273,54	0,09
4,78	41,95	0,14	7,37	96,02	0,21	2,43	297,96	0,07
4,27	41,25	0,13	7,83	77,05	0,22	2,45	307,16	0,10
3,67	45,44	0,08	6,71	36,11	0,22	4,49	290,56	0,14
4,73	71,27	0,07	5,23	51,49	0,19	3,45	264,06	0,13
4,74	80,59	0,11	5,92	30,57	0,22	1,32	124,93	0,10
4,40	84,86	0,06	4,35	54,54	0,14	0,61	232,75	0,04
4,99	82,11	0,12	7,60	75,03	0,20	1,59	212,67	0,02
4,64	102,27	0,13	7,25	83,48	0,22	1,94	231,87	0,01
4,18	84,96	0,12	4,63	84,14	0,16	2,64	188,10	0,07
6,57	268,92	0,19	5,37	281,17	0,15	1,85	100,47	0,09
3,45	329,36	0,17	3,80	272,42	0,14	1,98	105,52	0,04
6,80	246,11	0,18	8,54	225,00	0,24	4,50	300,37	0,10
1,21	232,88	0,13	7,47	252,80	0,24	3,72	295,26	0,13
3,58	138,68	0,05	5,23	315,44	0,21	7,14	272,60	0,19
4,31	117,88	0,06	5,62	272,75	0,18	4,52	273,02	0,20
5,89	99,42	0,15	4,61	169,92	0,18	3,42	283,43	0,13
7,44	88,83	0,18	2,89	307,69	0,09	2,55	231,63	0,05
7,57	46,47	0,24	2,02	282,78	0,06	3,17	314,44	0,05
5,39	64,80	0,19	1,76	113,22	0,04	3,73	313,29	0,08
3,56	43,92	0,15	1,74	141,81	0,01	4,19	286,10	0,13
3,87	46,42	0,11	3,82	20,48	0,03	3,50	301,10	0,11
3,78	43,69	0,08	4,13	32,31	0,13	3,56	311,51	0,12
2,95	43,30	0,09	4,51	57,65	0,13	2,97	316,69	0,12
1,72	180,60	0,07	5,74	12,87	0,16	4,85	316,11	0,12
2,62	220,62	0,04	6,53	21,43	0,20	3,13	235,34	0,12
2,29	325,77	0,05	7,06	26,95	0,24	3,41	304,59	0,09
2,09	226,29	0,02	5,92	20,45	0,22	3,57	287,15	0,07
1,44	246,60	0,03	5,55	223,74	0,22	3,46	268,43	0,09
0,54	159,99	0,02	3,17	314,99	0,15	4,69	274,27	0,14
1,75	112,87	0,02	1,71	232,43	0,11	4,65	242,90	0,16
5,27	71,32	0,11	0,68	207,78	0,07	3,67	231,46	0,15
6,00	62,63	0,18	1,20	108,86	0,03	4,12	264,64	0,15
5,31	164,43	0,17	8,83	201,73	0,18	5,23	275,56	0,12
3,11	287,46	0,16	3,61	194,98	0,14	3,94	176,21	0,11
1,45	295,43	0,09	1,38	188,10	0,07	9,37	60,53	0,23
1,96	292,89	0,04	1,68	241,30	0,03	6,54	113,67	0,24
2,49	94,84	0,02	1,90	232,87	0,01	5,57	186,89	0,22
3,09	92,11	0,02	4,05	332,26	0,10	7,60	231,33	0,22
4,96	85,46	0,07	3,84	215,01	0,09	3,61	216,92	0,15
5,74	82,04	0,15	4,13	152,95	0,10	6,73	304,44	0,20
7,26	75,36	0,21	4,75	184,61	0,16	5,92	275,10	0,15
8,12	65,63	0,24	4,67	152,84	0,09	4,10	194,44	0,15

4,67	155,86	0,11	4,42	311,87	0,15	0,96	162,21	0,01
4,48	65,22	0,12	3,44	315,26	0,10	1,15	179,16	0,01
4,04	208,44	0,13	3,84	322,51	0,06	0,84	166,21	0,01
4,70	324,65	0,16	2,52	322,87	0,06	0,99	156,70	0,01
4,30	125,28	0,17	3,62	326,09	0,04	1,38	145,62	0,01
4,57	38,25	0,15	4,03	85,86	0,06	1,04	159,05	0,01
4,45	39,26	0,13	4,12	42,60	0,09	1,62	115,32	0,01
5,57	28,86	0,16	5,15	325,96	0,13	2,87	59,43	0,01
6,37	26,86	0,19	4,90	320,35	0,18	4,21	74,68	0,03
5,52	112,39	0,21	4,61	323,15	0,15	4,28	43,97	0,04
5,58	311,41	0,23	3,81	312,24	0,08	3,10	37,53	0,04
7,02	295,90	0,24	5,51	311,96	0,15	5,09	46,29	0,10
6,81	290,37	0,23	6,48	293,05	0,25	5,29	36,32	0,15
4,74	264,92	0,20	6,50	265,70	0,22	5,27	37,93	0,14
3,68	248,54	0,13	6,54	254,16	0,25	4,24	140,13	0,12
6,34	273,63	0,18	7,32	245,34	0,27	3,13	296,95	0,11
7,61	257,87	0,26	5,96	228,73	0,22	2,67	229,59	0,05
7,68	276,74	0,26	5,14	224,50	0,15	3,28	178,65	0,03
6,73	279,30	0,25	6,22	227,79	0,14	3,76	216,79	0,06
3,78	296,50	0,16	6,62	231,28	0,19	2,83	143,11	0,09
4,46	296,13	0,12	5,89	234,92	0,13	2,55	161,92	0,08
3,19	283,14	0,11	5,46	227,93	0,12	5,09	229,61	0,10
3,59	206,55	0,06	3,28	221,23	0,06	3,98	218,78	0,12
4,05	20,52	0,12	2,06	200,06	0,03	2,62	150,60	0,06
2,66	72,48	0,10	1,94	193,49	0,02	3,26	269,27	0,07
3,83	238,69	0,06	1,77	174,08	0,01	3,86	266,64	0,10
8,19	297,79	0,29	1,72	196,56	0,02	2,18	196,03	0,06
9,45	290,82	0,30	1,91	194,42	0,02	2,41	129,28	0,03
8,81	286,21	0,29	2,20	198,49	0,01	3,07	42,87	0,01
8,30	281,10	0,26	1,79	182,79	0,01	5,56	34,17	0,08
7,17	292,71	0,24	2,97	240,69	0,01	5,70	25,56	0,19
5,76	290,88	0,20	2,67	218,42	0,01	3,25	77,12	0,11
3,29	317,95	0,10	3,74	232,14	0,03	2,31	159,96	0,05
4,81	314,11	0,10	3,17	234,19	0,03	2,84	230,15	0,03
6,04	297,16	0,21	4,02	242,51	0,04	6,34	25,45	0,07
5,38	293,48	0,20	3,83	237,27	0,05	6,53	31,10	0,21
6,82	293,15	0,23	4,29	236,05	0,04	4,44	79,18	0,16
6,90	280,78	0,26	3,51	245,82	0,02	5,27	59,51	0,09
12,44	282,83	0,39	3,92	248,71	0,03	4,84	292,57	0,09
12,08	279,43	0,39	3,41	251,86	0,04	5,70	197,20	0,12
8,45	278,40	0,32	3,18	252,20	0,02	3,91	29,74	0,08
6,42	285,66	0,25	3,16	253,02	0,03	1,49	235,68	0,07
3,55	320,01	0,16	4,71	240,46	0,05	1,78	203,58	0,06
2,96	174,57	0,06	5,09	237,97	0,08	1,18	143,78	0,06
3,41	128,47	0,04	4,24	236,47	0,09	4,60	202,32	0,08
5,63	185,60	0,14	1,88	198,51	0,03	9,00	311,50	0,38

4,74	311,09	0,22	5,69	34,58	0,11	2,67	167,66	0,13
2,53	239,43	0,08	7,00	25,50	0,22	4,96	108,36	0,05
2,55	112,17	0,06	6,66	54,55	0,25	2,45	128,81	0,12
1,31	122,66	0,07	6,06	247,91	0,20	0,85	143,54	0,13
3,41	77,07	0,02	5,65	320,87	0,14	2,00	179,58	0,08
4,26	54,38	0,02	4,57	339,89	0,13	2,70	189,82	0,07
5,25	48,75	0,10	4,73	341,74	0,09	4,05	196,81	0,07
4,59	46,85	0,11	3,55	167,22	0,08	2,18	163,94	0,05
4,41	36,00	0,06	2,15	186,20	0,07	2,19	143,90	0,01
3,04	72,72	0,04	2,46	39,68	0,04	1,88	136,50	0,00
2,16	80,88	0,03	2,68	78,69	0,04	2,61	142,91	0,01
2,24	139,69	0,04	3,95	88,46	0,04	3,60	82,69	0,02
5,49	59,61	0,06	3,83	84,10	0,03	4,16	45,53	0,03
5,34	142,32	0,09	4,06	104,97	0,05	4,82	48,51	0,02
1,52	199,47	0,12	4,61	91,83	0,03	3,79	45,39	0,02
3,26	196,65	0,09	3,91	60,82	0,05	2,33	68,64	0,01
3,14	279,26	0,14	5,02	35,23	0,09	1,87	51,92	0,02
2,30	190,75	0,09	2,04	65,65	0,09	3,15	248,29	0,02
4,84	211,06	0,06	1,29	216,34	0,03	6,19	172,27	0,03
6,54	252,37	0,25	3,71	275,83	0,02	6,69	125,92	0,06
5,59	235,06	0,17	3,08	232,74	0,04	2,13	156,72	0,06
2,34	184,32	0,08	3,25	165,01	0,02	5,46	218,61	0,09
1,27	156,29	0,02	4,97	295,85	0,08	3,14	210,34	0,12
3,58	103,41	0,01	8,06	287,25	0,22	7,28	126,52	0,13
4,34	211,80	0,03	4,42	256,13	0,19	5,39	160,96	0,31
4,97	306,79	0,10	2,98	281,13	0,09	3,71	265,04	0,12
1,97	214,23	0,04	1,46	229,61	0,02	6,19	284,97	0,21
2,33	67,51	0,02	2,81	57,37	0,01	6,12	240,58	0,20
2,95	37,50	0,02	2,82	56,81	0,01	5,52	237,29	0,21
3,41	43,14	0,02	2,42	58,39	0,02	3,07	214,57	0,12
4,01	41,06	0,03	1,89	112,71	0,01	2,70	266,10	0,03
3,24	55,64	0,02	2,49	88,48	0,01	4,16	228,92	0,04
1,66	165,26	0,02	1,73	133,61	0,01	3,95	197,05	0,06
3,02	94,14	0,02	1,38	231,57	0,01	4,38	202,40	0,06
5,09	69,61	0,10	1,33	236,80	0,01	2,79	180,51	0,05
6,00	175,48	0,15	0,93	163,06	0,01	2,92	167,16	0,02
3,56	163,43	0,27	1,61	83,67	0,01	4,40	59,15	0,02
4,70	195,86	0,10	3,48	74,49	0,02	4,89	52,78	0,08
5,39	156,22	0,04	4,10	82,16	0,02	4,05	60,99	0,02
3,71	55,59	0,07	4,69	81,22	0,05	4,00	73,23	0,02
4,80	247,96	0,09	4,56	46,57	0,07	3,77	73,29	0,03
3,20	309,55	0,21	3,09	132,91	0,05	3,07	75,24	0,03
4,64	331,04	0,07	7,01	246,55	0,20	4,32	86,85	0,05
4,63	165,61	0,09	5,29	220,15	0,18	4,56	96,08	0,10
3,56	42,59	0,04	4,63	208,63	0,15	6,77	80,88	0,24
3,81	42,87	0,02	4,83	222,31	0,12	5,66	102,77	0,21

3,00	110,72	0,18	2,94	105,86	0,07	6,36	82,01	0,17
4,84	92,22	0,11	2,41	108,97	0,02	4,14	229,95	0,11
4,58	98,95	0,08	1,03	126,53	0,02	5,72	265,94	0,23
2,61	133,99	0,07	1,11	166,73	0,03	2,45	239,81	0,15
2,27	145,84	0,07	1,94	126,93	0,01	8,71	240,59	0,21
1,49	112,86	0,04	4,67	148,76	0,03	6,65	213,80	0,27
0,88	172,39	0,03	3,95	140,64	0,06	4,77	211,83	0,21
2,92	121,44	0,02	2,49	110,52	0,06	2,49	197,59	0,11
4,74	98,55	0,03	2,74	196,61	0,05	2,56	166,93	0,03
4,98	100,96	0,07	2,03	133,57	0,04	3,89	204,78	0,04
5,67	82,68	0,15	1,61	139,15	0,02	1,73	187,23	0,04
5,66	62,66	0,18	1,90	180,09	0,01	1,59	193,96	0,01
2,03	85,02	0,09	5,99	200,90	0,05	1,19	229,17	0,01
2,43	43,30	0,05	6,26	209,98	0,14	1,40	210,44	0,01
4,20	53,05	0,03	1,91	184,21	0,07	2,55	199,56	0,02
4,61	60,08	0,03	2,85	193,76	0,03	1,76	99,20	0,02
3,87	60,63	0,01	5,87	73,78	0,05	4,16	36,35	0,02
2,68	48,68	0,01	6,51	82,68	0,14	2,70	48,47	0,02
2,39	101,26	0,01	5,65	82,72	0,16	3,28	62,66	0,02
4,28	134,49	0,02	4,07	80,74	0,10	3,75	80,98	0,09
1,63	166,56	0,02	4,33	78,12	0,11	4,80	73,41	0,14
1,20	164,18	0,02	4,74	79,37	0,08	2,96	125,00	0,16
1,43	156,00	0,01	3,47	59,89	0,09	0,96	131,36	0,10
1,81	166,46	0,01	2,52	66,26	0,06	1,35	191,35	0,04
1,92	165,64	0,01	2,97	112,70	0,03	9,46	277,28	0,27
1,61	190,40	0,01	3,13	126,50	0,02	6,47	217,94	0,29
1,34	195,25	0,01	2,83	147,86	0,02	1,98	198,38	0,11
0,97	187,32	0,01	3,73	147,02	0,04	1,51	171,43	0,02
1,10	207,24	0,01	3,52	156,53	0,02	3,64	199,90	0,01
6,26	64,31	0,13	5,65	193,76	0,06	2,30	90,03	0,02
3,79	127,34	0,24	8,38	210,94	0,25	4,32	260,36	0,05
4,10	83,61	0,10	6,61	198,27	0,21	6,03	245,56	0,12
3,36	207,91	0,07	3,13	179,74	0,07	6,30	246,03	0,24
2,16	112,32	0,05	2,67	158,22	0,04	6,80	231,37	0,17
2,83	112,99	0,03	3,43	121,47	0,02	9,72	229,23	0,30
2,39	122,25	0,03	3,50	121,21	0,02	8,37	222,16	0,28
2,47	120,97	0,02	2,64	112,72	0,05	7,80	237,73	0,29
4,82	73,82	0,02	5,87	66,04	0,08	4,38	222,79	0,20
3,11	82,75	0,03	8,01	47,36	0,25	1,66	219,05	0,05
4,51	86,85	0,03	6,59	65,80	0,28	1,77	295,39	0,02
3,48	84,73	0,06	6,02	86,00	0,22	2,88	72,23	0,02
1,98	178,87	0,04	5,47	73,70	0,18	2,21	69,76	0,01
1,72	145,44	0,04	6,92	80,51	0,18	3,98	86,94	0,04
3,91	69,30	0,03	6,77	81,43	0,19	4,50	260,04	0,06
4,58	80,62	0,05	6,77	80,95	0,18	4,93	325,85	0,12
4,53	94,73	0,14	6,95	82,64	0,15	3,56	229,08	0,19

5,82	332,05	0,22
4,25	300,75	0,11
3,49	201,53	0,10
5,29	275,15	0,10
6,46	254,01	0,21
6,43	223,28	0,19
4,76	185,05	0,12
2,16	158,68	0,04
2,29	169,24	0,02
3,01	107,90	0,01
5,66	85,75	0,05
3,32	110,27	0,16
2,88	188,31	0,07
2,18	168,45	0,04
2,44	118,92	0,03
2,33	121,99	0,02
3,23	108,97	0,02
4,47	80,94	0,03
4,00	59,70	0,05
4,25	66,85	0,06
4,85	83,15	0,08
4,68	76,71	0,13
3,16	61,79	0,10
3,51	77,85	0,08
3,82	77,83	0,10
3,70	77,28	0,12
4,86	76,79	0,11
3,12	104,50	0,08
3,57	106,53	0,07
2,70	95,92	0,09
1,01	132,01	0,04
0,86	124,76	0,02

PUBLICAÇÕES

MATTOSINHO, G. DE O.; MACIEL, G. DE F.; VIEIRA, A. S. O modelo Swan-Veg como ferramenta útil na previsão de ondas em reservatórios de barragens. **Brazilian Journal of Development**, v. 5, n. 7, p. 8618-8628, 2019.

MATTOSINHO, G. O. *et al.* Modelos de previsão de alturas de ondas: estudo de caso com modelos de segunda e terceira geração. *In*: CONGRESSO LATINOAMERICANO DE HIDRÁULICA, 29., 2021, Curitiba. **Anais [...]**. México: IAHR, 2021b.

MATTOSINHO, G. O. *et al.* A review of FUNWAVE model applications in the propagation of waves generated by vessels. **Developments in Maritime Technology and Engineering**, n. 16, p. 421-428, 2021c.

MATTOSINHO, G. DE O. *et al.* Meteorological-hydrodynamic model coupling for safe inland navigation of waterway stretches in dam reservoirs, using a scarce database. **Brazilian Journal of Water Resources**, v. 27, n. e1, 2022.

MATTOSINHO, G. DE O. *et al.* Modelagem de ondas em reservatórios: inovações para otimização dos usos múltiplos do reservatório de Ilha Solteira. **Peer Review**, v. 5, n. 13, p. 271-290, 16 jun. 2023.

MATTOSINHO, G. DE O.; FERREIRA, F. DE O.; MACIEL, G. DE F. Simulações numéricas da propagação de onda em lago de reservatório de barragem com fundo vegetado. **DELOS: Desarrollo Local Sostenible**, v. 16, n. 42, p. 172-185, 2023.

MATTOSINHO, G. DE O.; FERREIRA, F. DE O.; MACIEL, G. DE F. Impactos dos parâmetros físicos na dissipação de energia das ondas geradas pelo vento em corpos d'água interiores. *In*: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS, 25., 2024, Aracaju. **Anais [...]**. Aracaju: ABRHidro, 2024. Disponível em: <https://anais.abrhidro.org.br/job.php?Job=14985>. Acesso em: 11 fev. 2024.